

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



TRABAJO FIN DE MÁSTER

**OPTIMIZACIÓN Y PERSONALIZACIÓN DE
INTERFACES CEREBRO-MÁQUINA BASADOS EN
POTENCIALES VISUALES EVOCADOS**

Máster Universitario en Ingeniería de Telecomunicación

Autor: Rodríguez Muñoz, David

Tutor: Varona Martínez, Pablo

FECHA: Septiembre, 2018

OPTIMIZACIÓN Y PERSONALIZACIÓN DE INTERFACES CERBRO-MÁQUINA BASADOS EN POTENCIALES VISUALES EVOCADOS

AUTOR: David Rodríguez Muñoz

TUTOR: Pablo Varona Martínez

Grupo de Neurocomputación Biológica (GNB)

Dpto. Ingeniería Informática

Escuela Politécnica Superior

Universidad Autónoma de Madrid

Septiembre de 2018

Agradecimientos

A mis abuelos

Resumen

Podemos definir los interfaces cerebro máquina (BCIs) como sistemas de comunicación que nos permiten interactuar con sistemas electrónicos mediante la actividad cerebral del usuario. En los últimos años ha habido un gran auge en el estudio de los interfaces cerebro máquina mediante electroencefalografía (EEG), y aunque se han logrado avances notables en las últimas dos décadas, son sistemas con bajas tasas de transmisión de información por diferentes motivos. Nosotros nos centraremos en los BCI basados en la señal Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEPs), la cual consiste en modulaciones de señal a una frecuencia determinada cuando el sujeto recibe un estímulo visual parpadeante a esa frecuencia.

En este proyecto se ha pretendido buscar la forma en que estos tipos de BCI mejoren su fiabilidad minimizando la tasa de fallos en la comunicación cerebro-máquina mediante la optimización del estímulo y la detección de señales, así como la adaptación al usuario. Para ello, primero se ha tratado de emular resultados obtenidos por estudios de los últimos años utilizando nuevas formas de detección de señal y estimulación mixta de frecuencia y fase. Además, también para mejorar los niveles de detección, se han unido estos avances en las formas de adaptación del BCI al sujeto ya estudiadas por el GNB: la elección las frecuencias de estimulación más adecuadas al sujeto y la elección los electrodos más eficaces a la hora de detectar señal SSVEP.

Para comprobar hasta donde podemos llegar hemos utilizado un BCI basado en SSVEP con estimulación LED de fabricación propia y con un sistema de electroencefalografía con electrodos secos de la marca G.USBamp. La elección de estos elementos del BCI viene motivada por la necesidad de investigar sobre configuraciones BCI poco estudiadas hasta el momento. Este sistema se ha usado para realizar una base de datos de señales SSVEP, obtenida con la colaboración de 14 voluntarios, con estímulos codificados tanto en frecuencia como en fase que usaremos en los análisis de detección de señal planteados en este proyecto y servirá para realizar futuras investigaciones. Los resultados del análisis de los datos obtenidos, muestran que el uso simultáneo de la información de frecuencia y fase, así como la elección de frecuencias y electrodos mejoran la eficiencia de este tipo de BCIs.

Palabras clave

Interfaz cerebro-máquina, BCI, electroencefalograma, EEG, potenciales visuales evocados de estado estable, SSVEP, electrodos secos, CCA, análisis por correlaciones canónicas.

Abstact

We can define Brain Computer Interface (BCI) as a communication system that allow us to interact with electronic systems through user's cerebral activity. In recent years, there has been a big "boom" in the study of Brain Computer Interface through Electroencephalography (EEG), although it has achieved impressive advances in the last two decades, they are systems with low rate of information transmission due to different reasons. We will be focused on BCI based on the Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEPs), which consists of signals modulations at a certain frequency when the subject receives a blinking visual stimulus at that frequency.

In this project, it that has been tried to find the way in which these types of BCI improve their reliability by minimizing the rate of brain-machine communication failures.

To do this, first, we have tried to emulate results obtained by studies of recent years using new ways of signal detection and mixed stimulation of frequency and phase. In addition, also, to improve detection levels, these advances have been joined in the forms of adaptation of the BCI to the subject already studied by the GNB: The choice of stimulation frequencies most convenient to the subject and the choice of the most adequate at the time to recognize SSVEP signal.

To check how far we can go, we have created our own BCI based on SSVEP with LED stimulation, and with an electroencephalography system, built by ourselves, with dry electrodes of G.USBamp brand. The choice of this BCI elements is motivated to research about BCI configurations, of which there has not been so much research. This system has been used to make a data-base of SSVEP signals, made on fourteen subjects, with stimulus coded in both, frequency and phase, that we will use in the signal detection analysis proposed in this project and this will serve to execute future research. The data analysis results show that the simultaneous use of frequency and phase information, as well as the choice of frequencies and electrodes, improve the efficiency of this type of BCIs.

Keywords

Brain Computer Interface, BCI, electroencephalogram, EEG, Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP, dry electrodes, CCA, Canonical Correlation Analysis.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 MOTIVACIÓN	1
1.2 OBJETIVOS.....	1
1.3 ORGANIZACIÓN DE LA MEMORIA	2
2 ESTADO DEL ARTE	3
2.1 INTERFACES CEREBRO MÁQUINA	3
2.1.1 Actividades neuronales monitorizables.....	4
2.1.2 Sistemas de adquisición de actividad cerebral en BCIs	4
2.1.3 Señales de control en interfaces cerebro máquina	6
2.1.4 Aplicaciones y problemática de los BCI	8
2.2 ELECTROENCEFALOGRAFÍA (EEG).....	9
2.2.1 Colocación de los electrodos	9
2.2.2 Tipos de electrodos: electrodos húmedos y secos	11
2.3 BCI BASADOS EN STEADY-STATE VISUAL EVOKED POTENTIALS (SSVEP)	12
2.3.1 Estado actual de BCI basado en señal SSVEP	13
3 DISEÑO Y DESARROLLO	17
3.1 PLANTEAMIENTO INICIAL	17
3.2 CONJUNTO DE DATOS SSVEP EXTERNO CON CODIFICACIÓN DE ESTÍMULOS EN FRECUENCIA Y FASE.	17
3.3 CONFIGURACIÓN DEL SISTEMA BCI.....	19
3.3.1 Sistema de adquisición de actividad neuronal.	19
3.3.2 Sistema de estimulación SSVEP.....	23
3.3.3 Integración del sistema y realimentación al usuario.	28
3.4 DETECCIÓN DE SSVEP PARA BCI.	29
3.4.1 Filtrado y preprocesado	29
3.4.2 Detección de frecuencia mediante el estudio de la densidad espectral de potencia.	29
3.4.3 Detección de fase mediante FFT	31
3.4.4 Detección de frecuencia mediante Análisis de Correlaciones Canónicas (CCA).	32
3.4.5 Detección de frecuencia mediante Análisis de Correlaciones Canónicas con banco de filtros (FBCCA).	34
3.4.6 Detección de codificación mixta de frecuencia y fase mediante Análisis de Correlaciones Canónicas con información individual de entrenamiento.....	37
3.4.7 Detección de codificación mixta de frecuencia y fase mediante Análisis de Correlaciones Canónicas con banco de filtros e información individual de entrenamiento.	38
3.5 DISEÑO DE LA EXPERIMENTACIÓN CON SUJETOS	41
4 PRUEBAS Y RESULTADOS	45
4.1 DETECCIÓN DE ESTÍMULOS CODIFICADOS EN FRECUENCIA.	46
4.1.1 Comparación métodos de detección de frecuencia CCA y análisis mediante espectro de potencia	46
4.1.2 Estudio de los filtros espaciales CCA	47
4.1.3 Detección de frecuencia con el paso del tiempo	49
4.2 PERSONALIZACIÓN DEL INTERFAZ CEREBRO MÁQUINA.....	50
4.2.1 Elección individualizada de los mejores estímulos.....	50
4.2.2 Elección individualizada de los mejores electrodos.....	51
4.3 RESULTADOS EN DETECCIÓN DE ESTÍMULOS CODIFICADOS EN FASE	53
4.3.1 Resultados de detección de fase mediante el análisis espectral de potencia del canal OZ.	53
4.3.2 Resultados de detección de fase mediante el Análisis de Correlaciones Canónicas con información individual de entrenamiento.	56
4.4 RESULTADOS EN CODIFICACIÓN MIXTA DE FASE Y FRECUENCIA	56

5 CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	59
5.1 CONCLUSIONES.....	59
5.2 TRABAJO FUTURO	60
REFERENCIAS	61
GLOSARIO	65

ÍNDICE DE FIGURAS

ILUSTRACIÓN 1. SISTEMA BCI BASADO EN (MCFARLAND AND WOLPAW 2011)	3
ILUSTRACIÓN 2. CLASIFICACIÓN DE LAS SEÑALES DE CONTROL BCI. IMAGEN ADAPTADA DE (CHAN ET AL. 2015).	7
ILUSTRACIÓN 3. ESQUEMA DE UN SISTEMA DE ELECTROENCEFALOGRAFÍA.	9
ILUSTRACIÓN 4, ILUSTRACIÓN 5. SISTEMA DE COLOCACIÓN DE ELECTRODOS 10-20.....	10
ILUSTRACIÓN 6: ESQUEMA DE CONFIGURACIÓN MONOPOLAR Y BIPOLAR. <i>ADAPTADO DEL TEXTO (DIEZ ET AL. 2010).</i>	11
ILUSTRACIÓN 7. ELECTRODOS SECOS G-TEC	11
ILUSTRACIÓN 8. EJEMPLO DE SISTEMA BCI BASADO EN SSVEP.....	12
ILUSTRACIÓN 9. DISEÑO DE LA ESTIMULACIÓN POR PANTALLA REALIZADO EN (WANG ET AL. 2017).....	18
ILUSTRACIÓN 10. AMPLIFICADOR EEG G.USBAMP DE GTEC.	20
ILUSTRACIÓN 11. MALLA DE GRABACIÓN CON ELECTRODOS SECOS DE G-TEC.	21
ILUSTRACIÓN 12. AMPLIFICADOR G.USBAMP Y PREAMPLIFICADOR G.SAHARA BOX.....	21
ILUSTRACIÓN 13, ILUSTRACIÓN 14. COLOCACIÓN DE LOS ELECTRODOS PARA PRUEBAS CON G.USBAMP Y G.SAHARA.....	22
ILUSTRACIÓN 15, ILUSTRACIÓN 16. SISTEMAS DE ESTIMULACIÓN SSVEP.	23
ILUSTRACIÓN 17. SISTEMA DE ESTIMULACIÓN LED, CON CONTROL SINCRONIZADO DE FRECUENCIA Y FASE, DISEÑADO CONJUNTAMENTE CON (RICO MALDONADO 2018).	24
ILUSTRACIÓN 18. FUNCIONES IDEALES DE ESTIMULACIÓN LED.	25
ILUSTRACIÓN 19, ILUSTRACIÓN 20. RESULTADO DE GRABACIONES CON OSCILOSCOPIO (EN AZUL) Y FOTODIODO (EN ROJO) DE LA ESTIMULACIÓN LED DE ONDA CUADRADA.	25
ILUSTRACIÓN 21, ILUSTRACIÓN 22. LECTURA EN OSCILOSCOPIO DE LA SEÑAL SINUSOIDAL REALIZADA POR PWM Y SU MEDIA DE AMPLITUDES..	25
ILUSTRACIÓN 23, ILUSTRACIÓN 24. <i>GRABACIÓN MEDIANTE OSCILOSCOPIO Y FOTODIODO DE LA SEÑAL PWM GENERADA POR ARDUINO QUE SIMULA LA SEÑAL SINUSOIDAL.</i>	26
ILUSTRACIÓN 25. COMPARACIÓN DE RESULTADOS DE ESTIMULACIÓN MEDIANTE SEÑAL SINUSOIDAL Y SEÑAL CUADRADA.	26
ILUSTRACIÓN 26. ESPECTRO DE POTENCIA DE LAS SEÑALES CEREBRALES SIN ESTIMULACIÓN. <i>REALIZADO MEDIANTE MEDIA ARITMÉTICA DE GRABACIONES CON 14 USUARIOS.</i>	27
ILUSTRACIÓN 27. ESQUEMA DEL SISTEMA BCI REALIZADO EN ESTE PROYECTO.	29
ILUSTRACIÓN 28. DIAGRAMA DE DETECCIÓN MEDIANTE ANÁLISIS DE POTENCIAS ESPECTRALES.	30
ILUSTRACIÓN 29. DETECCIÓN DE SEÑAL SSVEP A 12 Hz MEDIANTE ANÁLISIS DE POTENCIAS ESPECTRALES EN EL CANAL DIFERENCIA OZ-PO4.	31
ILUSTRACIÓN 30. DIAGRAMA TEMPORAL DEL DESFASE ENTRE LA SEÑAL DE ESTIMULACIÓN Y LA SEÑAL SSVEP GENERADA POR EL SUJETO.....	31
ILUSTRACIÓN 31. DIAGRAMA MÉTODO CCA GENÉRICO.	33
ILUSTRACIÓN 32. DIAGRAMA DE FLUJO DEL MÉTODO CCA PARA DETECCIÓN DE SEÑAL SSVEP.	33
ILUSTRACIÓN 33. DIAGRAMA DE FLUJO DEL MÉTODO FBCCA. <i>EN ESTA IMAGEN CADA SB INDICA UN FILTRO PARA UNA DETERMINADA BANDA.</i>	35
ILUSTRACIÓN 34. DIFERENTES BANCOS DE FILTROS DISEÑADO POR (CHEN, WANG, GAO, ET AL. 2015). <i>ES IMPORTANTE TENER EN CUENTA QUE SUS FRECUENCIAS DE ESTIMULACIÓN VAN DE 8Hz A 16Hz.</i>	36
ILUSTRACIÓN 35. DIAGRAMA DE FLUJO DEL MÉTODO “ANÁLISIS DE CORRELACIONES CANÓNICAS CON INFORMACIÓN INDIVIDUAL DE ENTRENAMIENTO” POR (NAKANISHI ET AL. 2014).	38
ILUSTRACIÓN 36. DIAGRAMA DE FLUJO DEL MÉTODO ANÁLISIS DE CORRELACIONES CANÓNICAS CON BANCO DE FILTROS E INFORMACIÓN INDIVIDUAL DE ENTRENAMIENTO POR (CHEN, WANG, GAO, ET AL. 2015).	39
ILUSTRACIÓN 37. FASE DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DEL MÉTODO ANÁLISIS DE CORRELACIONES CANÓNICAS CON BANCO DE FILTROS E INFORMACIÓN INDIVIDUAL DE ENTRENAMIENTO POR (CHEN, WANG, GAO, ET AL. 2015).	40
ILUSTRACIÓN 38. EJEMPLO DE LA SEÑAL PROPORCIONADA POR EL ELECTRODO OZ EN UNA DE NUESTRAS GRABACIONES DE ELECTROENCEFALOGRAFÍA JUNTO CON LA SEÑAL DE ESTIMULACIÓN SSVEP QUE RECIBIÓ ESTE SUJETO.	42
ILUSTRACIÓN 39. SUPERPOSICIÓN DE SEÑAL EEG PROPORCIONADA POR EL ELECTRODO OZ JUNTO CON LA SEÑAL DE ESTIMULACIÓN QUE RECIBIÓ EL SUJETO.	43
ILUSTRACIÓN 40. COMPARACIÓN CCA Y PSDA SOBRE LA BASES DE DATOS DE (WANG ET AL. 2017).	46
ILUSTRACIÓN 41. COMPARACIÓN CCA Y PSDA SOBRE LA PRUEBA 1 DE LA BASE DE DATOS REALIZADA EN ESTE PROYECTO.	47
ILUSTRACIÓN 42. MEDIA DE FILTROS ESPACIALES CCA EN NUESTRA BASE DE DATOS.	47
ILUSTRACIÓN 43: EJEMPLOS DE FILTROS ESPACIALES CCA..	48

ILUSTRACIÓN 44, ILUSTRACIÓN 45. ACCURACY POR CADA BLOQUE DE LA PRUEBA 1. A LA IZQUIERDA SE MUESTRA EL PORCENTAJE DE ACIERTO EN LA CLASIFICACIÓN POR BLOQUE EN DIFERENTES TAMAÑOS DE SEÑAL. EN LA IMAGEN DE LA DERECHA SE MUESTRA EL PORCENTAJE DE ACIERTO EN LA CLASIFICACIÓN SÓLO PARA TAMAÑOS DE 5 SEGUNDOS PARA MEJORAR LA VISUALIZACIÓN.	49
ILUSTRACIÓN 46, ILUSTRACIÓN 47. RESULTADO DE ELECCIÓN DE LAS MEJORES FRECUENCIAS INDIVIDUALES.	50
ILUSTRACIÓN 48. RESULTADO DE LA DETECCIÓN CON SELECCIÓN DE MEJORES ELECTRODOS Y MEJORES FRECUENCIAS.	51
ILUSTRACIÓN 49, ILUSTRACIÓN 50. PORCENTAJE DE LAS VECES QUE CADA ELECTRODO HA SIDO ESCOGIDO PARA FORMAR PARTE DE LA DETECCIÓN DE SSVEP EN LA PRUEBA 3, CON EL MÉTODO DE SELECCIÓN DE LAS MEJORES REFERENCIAS.	51
ILUSTRACIÓN 51. DETECCIÓN MEDIANTE CCA POR SUJETO SIN PERSONALIZACIÓN, CON PERSONALIZACIÓN DE FRECUENCIAS Y CON PERSONALIZACIÓN DE FRECUENCIAS Y ELECTRODOS PARA UNA LONGITUD DE LOS DATOS DE 3 SEGUNDOS.	52
ILUSTRACIÓN 52. DETECCIÓN MEDIANTE CCA POR SUJETO SIN PERSONALIZACIÓN, CON PERSONALIZACIÓN DE FRECUENCIAS Y CON PERSONALIZACIÓN DE FRECUENCIAS Y ELECTRODOS PARA UNA LONGITUD DE LOS DATOS DE 5 SEGUNDOS	52
ILUSTRACIÓN 53. HISTOGRAMAS DE RESULTADOS ACUMULADOS, EN TODOS LOS SUJETOS, DE DETECCIÓN DE LA FASE DE CADA ESTÍMULO MEDIANTE FFT (PRUEBA 1).	53
ILUSTRACIÓN 54. HISTOGRAMAS DE RESULTADOS, PARA TODOS LOS SUJETOS, DE DETECCIÓN DE LA FASE DE CADA ESTÍMULO MEDIANTE FFT EN LA PRUEBA 1.	54
ILUSTRACIÓN 55. RESULTADOS DE LA DETECCIÓN DE FASE MEDIANTE FFT EN GRABACIONES DE 5 SEGUNDOS SOBRE LA PRUEBA 2 PARA CADA UNO DE LOS SUJETOS (1) ..	54
ILUSTRACIÓN 56. RESULTADOS DE LA DETECCIÓN DE FASE MEDIANTE FFT EN GRABACIONES DE 5 SEGUNDOS SOBRE LA PRUEBA 2 PARA CADA UNO DE LOS SUJETOS (2).	55
ILUSTRACIÓN 57. ACCURACY DEL MÉTODO ANÁLISIS DE CORRELACIONES CANÓNICAS CON INFORMACIÓN INDIVIDUAL DE ENTRENAMIENTO SOBRE LA PRUEBA 2.	56
ILUSTRACIÓN 58, ILUSTRACIÓN 59. RESULTADOS CON CCA, FBCCA, INDIVIDUAL TRAINING DATA CCA E INDIVIDUAL TRAINING DATA WITH FILTER BANK CCA PARA LA BASE DE DATOS DE (WANG ET AL. 2017).	57
ILUSTRACIÓN 60. RESULTADOS CON CCA, FBCCA, INDIVIDUAL TRAINING DATA CCA E INDIVIDUAL TRAINING DATA WITH FILTER BANK CCA PARA LA PRUEBA 1 DE NUESTRA BASE DE DATOS.	57
ILUSTRACIÓN 61. RESULTADOS CON CCA, FBCCA, INDIVIDUAL TRAINING DATA CCA E INDIVIDUAL TRAINING DATA WITH FILTER BANK CCA PARA LA PRUEBA 2 DE NUESTRA BASE DE DATOS CON INFORMACIÓN DE ENTRENAMIENTO DE LA PRUEBA1. ...	58

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. SISTEMAS DE GRABACIÓN DE ELECTROENCEFALOGRAFÍA BASADO EN (NICOLAS-ALONSO AND GOMEZ-GIL 2012).	6
TABLA 2. SEÑALES DE CONTROL BCI (NICOLAS-ALONSO AND GOMEZ-GIL 2012)	8
TABLA 3. REVISIÓN DE DOCUMENTOS DE INVESTIGACIÓN SOBRE SSVEP	14
TABLA 4 REVISIÓN DE DOCUMENTOS DE INVESTIGACIÓN SOBRE SSVEP	15

1 Introducción

1.1 Motivación

Si hablamos de la forma en la que podemos interactuar las personas con las computadoras lo primero que nos viene en mente es utilizar un teclado y ratón. Y, a pesar de su buen funcionamiento, estas tienen sus limitaciones y la tendencia actual de los últimos años es desarrollar interfaces de comunicación entre la persona y el ordenador que sean más intuitivos y naturales para el ser humano. Sistemas tales como la pantalla táctil, la biometría, el reconocimiento de voz y el seguimiento ocular.

Dentro de este ámbito de búsqueda de comunicaciones con las computadoras, no deberíamos olvidarnos de que el cerebro es un órgano que recibe señales, las computa y manda instrucciones al resto del organismo. Si fuéramos capaces de registrar y reconocer estas señales, podríamos determinar, en cierta manera, funcionalidades del cerebro que nos permitirían controlar con más comodidad y eficacia un dispositivo. Y aquí es donde nacen las interfaces cerebro máquina (BCI), definidas por (McFarland and Wolpaw, 2011; Wolpaw et al., 2000) como sistemas de comunicación que nos permitirán controlar computadoras mediante la actividad cerebral del sujeto sin la necesidad de utilizar nuestros sistemas motores como nervios y músculos. Esto no solo supondría una revolución a la hora de interactuar con nuestros dispositivos, sino que también podrían ayudar a que personas con discapacidades físicas puedan interactuar con el mundo.

A pesar de los avances y de la considerable cantidad de investigación que se ha realizado en los últimos años, estos sistemas aún presentan múltiples dificultades que paralizan el desarrollo. Estos problemas son, por lo general, la no universalidad y la no estacionalidad de los registros de actividad cerebral (Choi et al., 2017). En primer lugar, los BCIs no funcionan igual para todos los sujetos incluso hay un porcentaje alto de un fenómeno llamado ‘BCI iliteracy’, usuarios que no adquieren un control lo suficientemente efectivo del sistema BCI. Esto quiere decir que los sistemas BCI suelen funcionar con un porcentaje alto de los sujetos, pero poniendo el ejemplo de señales utilizadas para codificar la intención, como P300 y SSVEPs, un 10% o 15% de los usuarios no serán capaces de controlar estos sistemas. En segundo lugar, los patrones de las señales cerebrales cambian en un mismo sujeto a lo largo del tiempo y esto dificulta la decodificación de las señales cerebrales de forma apropiada (Choi et al., 2017).

Este trabajo consistirá en abordar las interfaces cerebro máquina basados en potenciales visuales evocados (SSVEPs, siglas en inglés) para conseguir mejorar su fiabilidad obteniendo una menor tasa de fallos en la transmisión de información y conseguir que el porcentaje “BCI Iliteracy” de estos sistemas sea mucho menor.

1.2 Objetivos

Lo que nos hemos propuesto en este trabajo de fin de máster es hacer un análisis de los hitos conseguidos en los últimos años en interfaces cerebro máquina basados en SSVEP y ver hasta dónde podemos llegar con un sistema de electrodos secos y estimulación LED. Además, intentaremos unir las novedades en los sistemas tanto de detección y de estimulación de la literatura con el trabajo que se ha realizado previamente de adaptación al usuario. Esto se realiza con vistas a que, tras este proyecto, el Grupo de Neurocomputación

Biológica pueda seguir avanzando en los sistemas BCI basados en SSVEP desde una base actual. Los objetivos los podemos resumir en los siguientes puntos:

- Realizar una revisión de los últimos estudios sobre BCIs basados en SSVEP, conocer los algoritmos de detección de señal y los sistemas de estimulación más utilizados.
- Montar un sistema BCI con electrodos secos con estímulos LED codificados en frecuencia y en fase. Por un lado, la frecuencia de la estimulación LED debe de poder ser ajustable, así como la fase del estímulo. Por otro lado, el sistema de grabación EEG debe de estar sincronizado con la estimulación para luego poder detectar las diferentes fases de la estimulación.
- Realizar una base de datos de estimulación SSVEP con codificación mixta tanto en frecuencia como en fase que pueda ser utilizada tanto en este proyecto como en proyectos siguientes.
- Implementar sistemas que integren estos mecanismos de detección, estimulación y adaptación al usuario y comparar resultados con la literatura.

1.3 Organización de la memoria

Este documento está compuesto por 5 capítulos definidos de la siguiente manera:

- **Introducción.** Apartado donde realiza una explicación de por qué se ha querido desarrollar este trabajo, qué objetivos queremos cumplir y se realiza una pequeña explicación de cómo está organizada la memoria.
- **Estado del arte.** Sección en la cual se recoge información para conocer la situación actual de los interfaces cerebro máquina. Se explica los diferentes sistemas de grabación de la actividad cerebral y las señales de control de los interfaces cerebro máquina haciendo énfasis en la electroencefalografía y en la señal SSVEP.
- **Diseño y Desarrollo.** En este apartado se analizarán los diferentes métodos de detección de señal SSVEP, se explicará cómo se ha desarrollado nuestro sistema BCI y como se han llevado a cabo la experimentación con sujetos.
- **Pruebas y resultados.** Aquí se van a mostrar los resultados que se han obtenidos para los diferentes métodos de detección de señal para las diferentes codificaciones de estímulos y las adaptaciones al sistema de los sujetos.
- **Conclusiones y trabajo futuro.** En este último capítulo se analizarán los resultados de este trabajo, se sacarán conclusiones y se reflexionará sobre el trabajo que podría hacerse para continuar con este proyecto.

2 Estado del arte

En este apartado llamado estado del arte se va a hacer un análisis actualizado sobre los interfaces cerebro máquina en general y se profundizará en el tipo de señales utilizadas en este proyecto. Se intentará aclarar, la motivación de estudiar este tipo de interfaces, hasta dónde ha llegado la investigación en este tema y qué nos lleva a trabajar con unos sistemas de adquisición determinados y unas señales cerebrales determinadas.

En primer lugar, empezaremos explicando que son básicamente las Interfaces Cerebro Máquina y continuaremos con las diferentes formas actuales de realizar adquisiciones de la actividad neuronal y haremos énfasis en el sistema más usado, la electroencefalografía.

Adicionalmente, hablaremos sobre las diferentes señales cerebrales que pueden ser utilizadas para controlar un BCI y nos centraremos en la señal de estudio de este proyecto, los Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP). Explicaremos que tipo de señales son, por qué son señales de interés y enunciaremos los hitos conseguidos en BCIs controlados por esta señal.

2.1 Interfaces cerebro máquina

Podemos describir las interfaces cerebro máquina como un tipo de comunicación, entre una persona y una máquina, que nos permite interactuar con sistemas electrónicos mediante la actividad cerebral del usuario. Un BCI mide la actividad neuronal del sujeto, la procesa y es capaz de reflejar su intencionalidad (McFarland and Wolpaw, 2011; Wolpaw et al., 2000).

Un BCI está compuesto por elementos bien diferenciados. En primer lugar, se debe realizar la adquisición de la señal cerebral, tiempo sobre el cual, el sujeto puede ser sometido, o no, a algún tipo de estimulación externa. Tras la adquisición (o durante en aplicaciones en tiempo real) se debe realizar un procesamiento de señal, que extraerá sus características. A continuación, estas características de la señal permitirán tomar una decisión de cuál es la interpretación del sistema sobre la intencionalidad del usuario. Finalmente, se generarán instrucciones a la salida del BCI (una pantalla, una mano biónica, un robot, etc.) cuya efectividad hará, a su vez, de realimentación al sujeto sobre la interpretación que ha tomado el sistema.

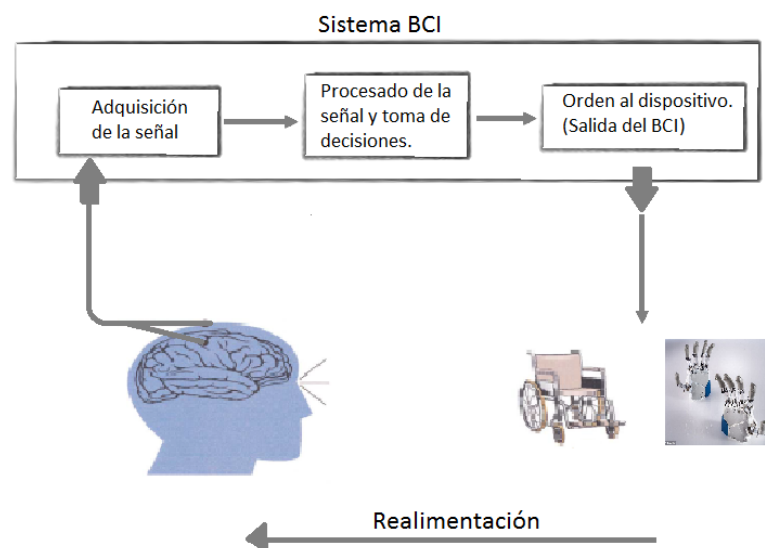


Ilustración 1. Sistema BCI basado en (McFarland and Wolpaw, 2011)

2.1.1 Actividades neuronales monitorizables.

Se ha explicado que los BCIs utilizan señales cerebrales para poder obtener información de la intencionalidad del sujeto. Podemos definir dos actividades principales que pueden ser monitorizadas: La **actividad electrofisiológica** y la actividad **hemodinámica**.

- La **actividad hemodinámica** es un proceso por el cual la sangre libera una gran cantidad relativa de oxígeno en las neuronas activas. Esto ocasiona que en las zonas activas del cerebro se produzca un proceso químico por el cual la oxihemoglobina se transforma a desoxihemoglobina. Estos cambios se pueden medir mediante métodos de neuroimagen como en es el caso de la resonancia magnética (Ruiz et al., 2014).
- La **actividad electrofisiológica** del cerebro es generada por los transmisores electroquímicos de neuronas intercambiando información. Las neuronas generan corrientes iónicas que circulan tanto dentro como fuera de las estructuras neuronales, y estas corrientes contribuyen a generar campos magnéticos que se pueden medir en la superficie craneal (Baillet et al., 2001). Este tipo de actividad puede ser medida mediante electroencefalografía, electrocorticografía, magnetoencefalografía y adquisición de señal eléctrica en una sola neurona.

2.1.2 Sistemas de adquisición de actividad cerebral en BCIs

En este apartado hacemos un breve análisis sobre los sistemas de adquisición de actividad cerebral más usados en BCIs. Estos sistemas son básicamente sensores que traducen la actividad neuronal de un sujeto en señales eléctricas que seamos capaces de procesar. Pueden ser clasificados, en primera instancia, en sistemas invasivos y no invasivos (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).

- Los **sistemas invasivos** intentan conseguir una señal de la máxima calidad posible trabajando directamente con el órgano en cuestión, el cerebro. Para ello es necesario, mediante operaciones quirúrgicas, hacerse paso a través del cuero cabelludo y el cráneo. Una técnica invasiva que analizamos más adelante es la electrocorticografía, método por el cual se colocan electrodos sobre una región expuesta del cerebro para medir potenciales eléctricos. A pesar de los problemas éticos y de salud que suponen los sistemas invasivos, es considerado para algunas aplicaciones como el control de neuro prótesis de precisión, como los únicos sistemas viables en la actualidad. Esto es debido a la alta calidad de la señal y la gran resolución tanto temporal como espacial que estos sistemas proporcionan. Por norma general este tipo de sistemas sólo se emplean en pacientes con patologías muy severas.
- Los **sistemas no invasivos** son capaces de adquirir la señal cerebral sin necesidad de acceder directamente al cerebro mediante una operación quirúrgica. Estos sistemas, si bien no producen una calidad de señal como los sistemas invasivos, son más seguros, más baratos y más fáciles de llevar a cabo.

Tras haber explicado el tipo de actividad neuronal que puede ser registrada por un BCI (**hemodinámica** o **electrofisiológica**) y haber diferenciado los sistemas invasivos y no invasivos, procedemos a explicar, de forma muy breve, los métodos de neuroimagen más usados en BCIs:

- **Electroencefalografía (EEG).** Este sistema consiste en la medición de potenciales eléctricos sobre el cuero cabelludo mediante electrodos colocados de forma no invasiva. La electroencefalografía mide las fluctuaciones de voltajes resultantes de las corrientes eléctricas que se producen en las neuronas del cerebro. Se trata de un sistema que proporciona una señal muy débil, de baja calidad y distorsionada por ruido electromagnético tanto cerebral como del ambiente. A pesar de esto, es con diferencia, el sistema de adquisición más utilizado en BCIs por su alta resolución temporal, su facilidad de uso y su relativo bajo coste en comparación con otros sistemas (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).
- **Magnetoencefalografía (MEG).** Se trata de una técnica no invasiva, que permite captar los campos magnéticos generados por los potenciales postsinápticos que se generan en las dendritas de las neuronas (Ball et al., 2009). Tiene en común con la electroencefalografía que ambas miden la actividad neuronal del intercambio de información de grandes cantidades de neuronas próximas unas con las otras. Por otra parte, la gran ventaja de los sistemas MEG es que los campos magnéticos, producidos por la actividad cerebral, son menos distorsionados por el cuero cabelludo y el cráneo. Además, proporcionan una resolución espacial y temporal mejor que la mayoría de los sistemas de EEG. No obstante, el altísimo coste, la aparatosidad y baja movilidad de los aparatos de MEG hace que sea complicado trabajar con ellos (Maestú et al., 2005; Waldert et al., 2009).
- **Electrocorticografía (ECoG).** También llamado Electroencefalografía de tipo invasivo, es un método que consiste en la grabación de la actividad neuronal colocando los electrodos dentro del cráneo sobre la superficie del cerebro (Pascarella et al., 2016). Estos sistemas proporcionan una mayor resolución espacial y temporal si se compara con EEG y una menor vulnerabilidad a interferencias de señales cerebrales (Ball et al., 2009). Mediante este método se han obtenido muy buenos resultados en los últimos años, pero tiene todas las desventajas de trabajar con sistemas invasivos, como los problemas éticos o de salud.
- **Imagen por resonancia magnética funcional (fMRI).** Es un método no invasivo, en el cual, gracias a imágenes facilitadas por resonancias magnéticas, se pueden detectar tanto cambios locales en el volumen de sangre como cambios en los niveles de oxigenación durante la actividad temporal. Estos sistemas proporcionan una muy alta resolución espacial y han sido muy utilizados para localizar regiones cerebrales activas en determinadas condiciones. Sin embargo, la baja resolución temporal de estos sistemas, del rango de 2 a 6 segundos, hace que sean sistemas inadecuados para los interfaces cerebro máquina (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).
- **Espectroscopia del infrarrojo cercano.** Se trata de un sistema de grabación de la actividad cerebral mediante espectroscopia, es decir, realiza un estudio de la composición de la materia mediante la absorción o emisión de radiación electromagnética a ciertas longitudes de onda. En este caso, la atenuación de la radiación infrarroja cuando se penetra en el cuero cabelludo nos permite medir cambios de concentración hemodinámica. Proporciona baja resolución espacial pero una aceptable resolución temporal limitada a los retardos inherentes de los cambios hemodinámicos. Su bajo coste y facilidad de uso puede hacer que sea una buena alternativa al EEG (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012; Zephaniah and Kim, 2014).

Tabla 1. Sistemas de grabación de electroencefalografía basado en (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).

Método	Actividad registrada	Resolución temporal	Resolución espacial	Riesgo	Portabilidad
EEG	Eléctrica	~0.05 s	~10 mm	No invasivo	Portable
MEG	Magnética	~0.05 s	~5 mm	No invasivo	No portable
ECOG	Eléctrica	~0.003 s	~1 mm	Invasivo	Portable
FMRI	Metabólica	~1 s	~1 mm	No invasivo	No portable
NIRS	Metabólica	~1 s	~5 mm	No invasivo	Portable

En resumen, por el momento el sistema de adquisición más utilizado en BCIs es el EEG, debido principalmente a su bajo coste, alta resolución temporal, reproducibilidad y el hecho de ser un mecanismo de registro no invasivo. Sin embargo, se han realizado pruebas muy satisfactorias con tanto con ECOG como con NIRS. Siendo los sistemas ECOG aquellos que han mostrado mayor precisión, usabilidad, y resolución temporal a la hora de implementar interfaces cerebro máquina.

2.1.3 Señales de control en interfaces cerebro máquina

En una interfaz cerebro máquina es necesario reconocer la intencionalidad del usuario mediante la grabación y análisis de la actividad cerebral del sujeto. Esto no es un problema trivial, la actividad que adquirimos del sujeto, es por lo general, la suma de una gran cantidad de fenómenos simultáneos que se producen en el cerebro. **Nuestro objetivo, por tanto, será el de reconocer ciertos fenómenos muy específicos.**

En la actualidad, conocemos algunas señales que produce el cerebro en consecuencia de algunos fenómenos fisiológicos. **Si, de alguna forma, el sujeto es capaz de generar estas señales de forma consciente podremos alcanzar nuestro objetivo, interpretar la intencionalidad del usuario.** Estas señales serán utilizadas como señales de control para BCI (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).

Según (Chan et al., 2015) estas señales de control se pueden dividir en aquellas que tienen un origen *exógeno o endógeno* y en aquellas que son *dependientes o independientes*.

- **Señales de control BCI exógenas.** Las señales cerebrales de origen exógeno son aquellas que han sido provocados por estímulos externos y que, gracias a ellos, se crean patrones en la actividad cerebral que pueden ser reconocidos. En este tipo de BCIs los sujetos necesitan un menor entrenamiento para poder utilizarlos, y, además, tienen altas tasas de transferencia de información. Sin embargo, en estos sistemas es necesario que el sujeto esté atento a estímulos que en ocasiones pueden ser molestos.
- **Señales de control BCI endógenas.** Por el contrario, las señales de tipo endógeno no necesitan de estímulos externos para que el cerebro genere las señales de control. Es el propio sujeto quien debe aprender cómo generarlos mediante un entrenamiento que, en ocasiones, puede ser largo y sin garantía de que el sujeto pueda controlar el sistema.

- **Señales de control BCI dependientes.** Un BCI controlado por señales de control dependiente es aquel que necesita que el sujeto haga uso de sus músculos, nervios o articulaciones para generar una actividad cerebral determinada. Los SSVEPs, señales que utilizamos en este proyecto, son señales dependientes ya que el sujeto debe de centrar la vista sobre un objetivo y, por tanto, mover músculos oculares.
- **Señales de control BCI independientes.** Las señales de control independientes, no necesita de ningún tipo de actividad muscular por parte del sujeto para generar una actividad cerebral determinada.



Ilustración 2. Clasificación de las señales de control BCI. Imagen adaptada de (Chan et al., 2015).

A continuación, haremos una pequeña descripción de algunas señales de control BCI:

- **SLOW CORTICAL POTENTIALS (SCPs).** Los SCPs son cambios lentos de voltaje en una grabación EEG que duran de un segundo a unos pocos segundos, por lo que se mantienen en la banda de frecuencias por debajo de 1HZ. Son señales de origen endógeno, ya que no necesitan de un estímulo externo para ser generados. Resultados de SCPs negativos coinciden con el aumento de la actividad cerebral en determinada zona del cerebro (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012), pudiéndose diferenciarse de los resultados SCPs positivos (las dos órdenes que va a poder generar el sujeto para controlar un BCI). Los sujetos pueden aprender a controlar los SCPs cuando se les proporciona información en tiempo real sobre su señal cerebral (Hinterberger et al., 2004) .
- **P300 Evoked Potentials.** Consiste en cambios de potencial en una grabación de EEG debido a un estímulo sensorial estereotipado normalmente visual o auditivo que corresponde a una expectativa del sujeto. Son señales exógenas que se generan cerca de 30 milisegundos después de los estímulos (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012). Es un tipo de señal muy interesante ya que la relación que tenga el sujeto con los estímulos (por ejemplo, si se le presentan imágenes de caras conocidas e imágenes de caras no conocidas) puede cambiar los potenciales generados por P300.

- **Sensorimotor Rhythms (mu and beta rhythms).** Las variaciones de amplitud de los ritmos sensoriomotores se producen generalmente por la actividad motora del sujeto, sin embargo, esta no es realmente necesaria para producir estos cambios de amplitud. Lo interesante de estas señales es que se pueden producir como resultado de la imaginación de cierto movimiento, pero sin realizarlo (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).
- **Visual evoked potentials VEP.** Los potenciales visuales evocados son modulaciones de actividad cerebral que ocurren en la zona occipital del cerebro como respuesta a estímulos visuales o auditivos repetitivos. Lo interesante de estas señales es su facilidad de detección debido a su alta SNR. Pueden tener una duración menor que los P300 (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).

Tabla 2. Señales de control BCI (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012).

Señal	Fenómeno fisiológico	Número de elecciones	Entrenamiento	Tasa de transferencia de información
VEP	Modulación de señal por parte del cerebro en el córtex visual	Alto	No	60-100(bits/min)
SCP	Pequeños cambios de voltaje en las señales cerebrales	Bajo (2 o 4)	Yes	5-12(bits/min)
P300	Máximos positivos de la señal cerebral debido a estímulos visuales	Alto	No	20-25(bits/min)
Ritmos Sensoriomotores	Modulaciones en ritmos sensoriomotores sincronizados con actividades motoras	Bajo (2 o 4)	Yes	3-35(bits/min)

2.1.4 Aplicaciones y problemática de los BCI

Son muchas las aplicaciones que pueden tener las interfaces cerebro máquina en un futuro. En la actualidad, el principal objetivo es conseguir sistemas eficaces para aquellas personas que tienen dificultades en la movilidad y no puedan controlar una un dispositivo para interactuar con el entorno (Wolpaw et al., 2000). Estos sistemas ayudarían a mejorar significativamente a este tipo de personas en tareas tan importantes como el poder comunicarse con otras personas. Además, aparte de las aplicaciones médicas, los BCIs podrían suponer una gran revolución dentro del ámbito de las nuevas tecnologías cambiando la forma en que tenemos de interactuar con ellas en aplicaciones como los videojuegos o en los ordenadores de uso personal.

Aunque se han realizado numerosos avances en los últimos años con la tecnología BCI, quede mucho trabajo por hacer para que estos sistemas sean una realidad en el día a día de las personas. El primer gran problema es que la tasa de información de estos sistemas es demasiado baja como para permitir, por ejemplo, una comunicación fluida entre dos personas. El segundo gran problema es su fiabilidad, estos sistemas cuentan con una alta tasa de fallos debido a diferentes motivos, como la complejidad de las señales cerebrales o la

dificultad que tenemos a la hora de detectar estas señales. El siguiente problema es la variabilidad intra-sujeto e inter-sujeto de las señales cerebrales, haciendo que la replicación de pruebas sea complicada. Por último, debemos destacar las dificultades de utilizar estos sistemas fuera de un laboratorio por múltiples motivos, como puede ser el hecho de tener que trabajar con sistemas de grabación de señal cerebral muy precisas o tener que trabajar en ambientes controlados (de radiación electromagnética, de ruido, de estímulos externos, etc.).

2.2 Electroencefalografía (EEG)

Como se ha explicado con anterioridad, la electroencefalografía (EEG), es un sistema registro de la actividad cerebral que consisten en el sensado de potenciales eléctricos en el cuero cabelludo generados por la actividad electrofisiológica de las neuronas.

Debido a que los potenciales eléctricos deben atravesar el cráneo y la piel, este sistema se caracteriza por proporcionar una señal débil, con baja resolución espacial y con mucho ruido electromagnético de fondo. Sin embargo, su bajo coste, el hecho de que no sea invasivo y sobre todo a su alta resolución temporal hace que sea con diferencia, el sistema de adquisición más usado para BCIs, y el sistema elegido en este proyecto.

Un sistema de electroencefalografía está generalmente compuesto de un conjunto de electrodos, un amplificador de señal, conversores analógico digital y de un dispositivo de integración, procesamiento de datos y almacenamiento (Teplan, 2002).

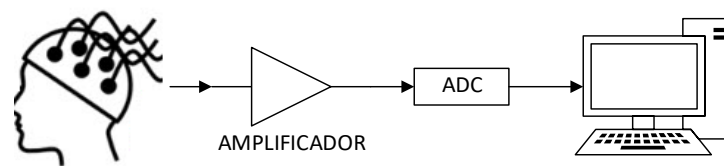


Ilustración 3. Esquema de un sistema de Electroencefalografía.

2.2.1 Colocación de los electrodos

Una buena disposición de electrodos es fundamental en electroencefalografía para adquirir señales de interés. Por regla general, ciertas señales de EEG se encuentran focalizadas en una región determinada del cuero cabelludo y eso hará que ciertas disposiciones específicas de los electrodos contribuyan a detectarlas. Por este motivo, existe una estandarización aceptada internacionalmente de colocación de los electrodos en EEG: **el sistema 10-20**. Este sistema es una valiosa herramienta que permite la replicación de grabaciones EEG en diferentes sujetos, aunque no es perfecta por las diferencias en la morfología y fisiología cerebral de cada persona.

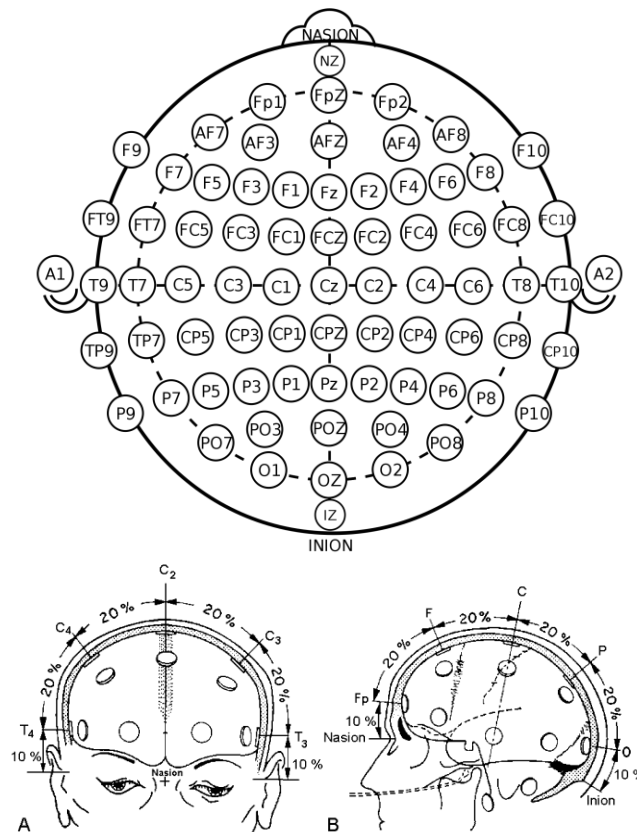


Ilustración 4, Ilustración 5. Sistema de colocación de electrodos 10-20

En electroencefalografía podemos determinar tres tipos de electrodos según la tarea que llevan a cabo. Por regla general se utilizan un electrodo de tierra, uno de referencia y varios electrodos de registro:

- **Electrodo de tierra.** Electrodo de potencial cero, todos los potenciales medidos son en base a este electrodo.
- **Electrodo de Referencia.** En caso de una configuración monopolar (ver más adelante) se sitúa en zonas con una baja actividad cerebral de interés (como las orejas o la nariz) y es utilizado como referencia de los electrodos de registro. Se utiliza para reducir el ruido de la señal grabada eliminando ciertos artefactos.
- **Electrodos de registro.** Electrodos que miden la señal de electroencefalografía en una zona específica.

Según como estén referenciados los potenciales de los electrodos de registro, podemos distinguir entre grabaciones con configuración **bipolar** o **monopolar**. En el caso de la configuración monopolar, los electrodos de registro están todos referenciados a un mismo electrodo no colocado en el cuero cabelludo. Por el contrario, en el caso de la configuración bipolar, se prescinde del electrodo de referencia y se miden diferencias de potenciales entre electrodos situados en el cuero cabelludo. El tipo de configuración bipolar es utilizado por lo general para eliminar artefactos indeseados tales como el parpadeo (Diez et al., 2010).

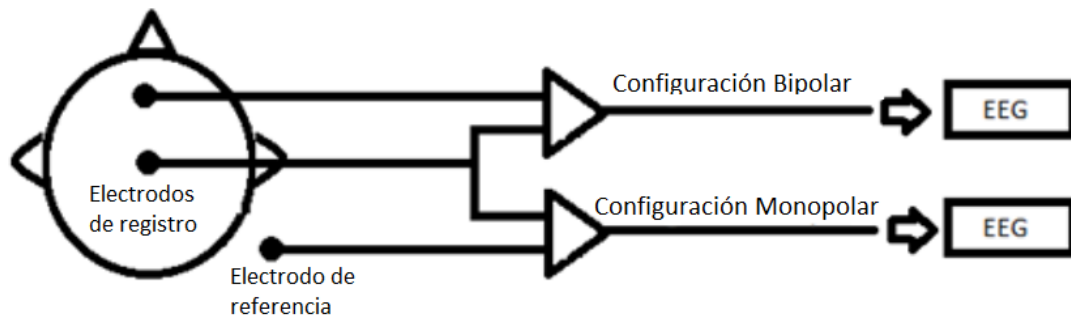


Ilustración 6: Esquema de configuración monopolar y bipolar. *Adaptado del texto* (Diez et al., 2010).

2.2.2 Tipos de electrodos: electrodos húmedos y secos

En electroencefalografía es importante la elección de los electrodos a utilizar en los experimentos. En el mercado existen una gran cantidad de tipos de electrodos y cada uno tiene sus características. Los materiales más utilizados son el oro, la plata, el cloruro de plata o el titanio. Aunque existen una cierta diversidad de materiales y formas, en este trabajo queremos remarcar dos conceptos, la diferencia entre **electrodos activos y pasivos** y la diferencia entre los **electrodos húmedos y secos**.

En primer lugar, los electrodos activos son aquellos que tienen un pequeño preamplificador en el propio electrodo. Esto ayuda a mejorar la calidad de la señal y reducir artefactos indeseados como los que se crean con el movimiento de los cables del EEG. Los electrodos secos, que tienen peor calidad de señal que los húmedos, suelen ser de este tipo.

Por otra parte, los electrodos húmedos son aquellos que utilizan un gel que se coloca entre el electrodo y el cuero cabelludo. Esto se hace para conseguir que se mantenga el contacto entre la piel y el electrodo y mantener una baja impedancia. En comparación con los electrodos secos, aquellos que hacen uso de geles; proporcionan una mejor calidad de señal y son más robustos al ruido electromagnético. Sin embargo, el utilizar geles tiene sus desventajas, es incómodo tanto de utilizar como de montar, manchan y puede crear abrasiones en la piel (Edlinger et al., 2012).



Ilustración 7. Electrodos secos G-TEC

2.3 BCI basados en Steady-State Visual Evoked Potentials (SSVEP)

En este apartado nos centraremos en la señal de control BCI en la cual se ha trabajado en este proyecto, los Steady-State Visual Evoked Potentials. Los SSVEP forman parte de lo que antes hemos descrito como VEP (Visual Evoked Potentials), señal de electroencefalografía en la zona occipital del cerebro, que consisten en modulaciones de actividad cerebral al recibir un estímulo visual. Hablamos de señal SSVEP cuando los estímulos son generados a una frecuencia fija en el tiempo, de entre 6Hz y 100 Hz (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012). Es importante entender, que para generar SSVEPs, no solo es necesario que el sujeto vea el estímulo, sino que la amplitud de los SSVEPs viene determinada por el nivel de atención que el sujeto muestre por el estímulo (Fernandez-Vargas et al., 2013a).

Para entender cómo se trabaja con BCIs basados en SSVEP en la siguiente imagen podemos observar con un ejemplo, un caso típico de una interfaz cerebro máquina. En este ejemplo tenemos una pantalla con cuatro estímulos parpadeantes, cada uno con una frecuencia distinta, y parpadeando simultáneamente. El estímulo en el cual el sujeto centre la mirada y concentre su atención, generará en la actividad cerebral del sujeto modulaciones de señal a la misma frecuencia del estímulo. Más tarde, mediante el procesamiento de la señal seremos capaces de detectar estas modulaciones y determinar en cuál de los estímulos el sujeto centra su mirada. Gracias a este proceso, mediante una interfaz de usuario, el sujeto podrá dar a conocer su intencionalidad y controlar una interfaz seleccionando un estímulo entre los que se le presentan (ver Ilustración 8).

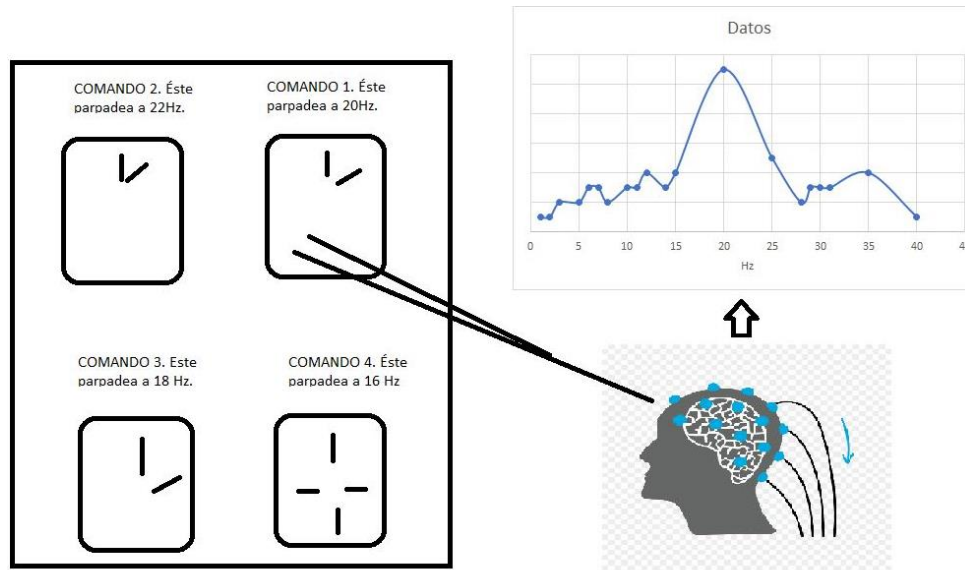


Ilustración 8. Ejemplo de sistema BCI basado en SSVEP. Un usuario se fija en el comando 1, que parpadea a 20 Hz y producirá una respuesta sinusoidal en la grabación EEG a 20Hz que el sistema podrá detectar y así conocer a qué estímulo el sujeto ha estado mirando.

El sistema anteriormente descrito lo podemos categorizar como BCI basado en SSVEP codificado en frecuencia. Esto es así, porque podemos encontrar cuatro categorías de SSVEP dependiendo del tipo específico de secuencia de estimulación: **codificación en tiempo, en frecuencia, en fase o en código** (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012). En los BCIs

basados en SSVEPs codificados en frecuencia, cada uno de los estímulos parpadea a una frecuencia distinta y lo mismo pasa con los codificados en fase, todos los objetivos tendrán la misma frecuencia, pero distinta fase para poder ser distinguibles. En la codificación temporal, los diferentes estímulos parpadean en diferentes tiempos para no interferirse unos con otros. Finalmente, en los codificados por código, cada uno de los estímulos es codificado con una secuencia de parpadeo distinto (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012). En nuestro caso, nos centraremos en una codificación de los estímulos por diferentes frecuencias y fases.

El tipo de estímulo utilizado en SSVEP cobra una gran importancia si tenemos en cuenta lo que ya hemos comentado anteriormente, se generan si el sujeto presta atención al estímulo. En primera instancia podemos distinguir entre **estimulación por led o por pantalla**. En el caso de la estimulación por LED obtendremos más control sobre las frecuencias de estimulación y sobre la luminosidad. En el caso contrario, la estimulación por pantalla tiene la inconveniencia de no poder estimular todo el rango de frecuencias por estar sujeto a las limitaciones del periodo de refresco de la pantalla utilizada. Sin embargo, este tipo de estimulación nos permite poder presentar al sujeto una gran cantidad de formas, colores e imágenes al sujeto. En estudios previos se ha reportado que hay colores que hacen tener generar SSVEP con mayor relación señal ruido, como el azul y ciertas formas que ayudan a mantener la atención del usuario, como un tablero de ajedrez (Zhu et al., 2010).

2.3.1 Estado actual de BCI basado en señal SSVEP

Para este trabajo se ha realizado un pequeño estudio sobre alguno de los textos científicos relacionados con BCI basados en SSVEP más modernos y comentados. Este estudio está resumido en la Tabla 3 y la Tabla 4, donde recopilamos información sobre los métodos de detección usado, la tasa de transferencia obtenida, el tipo de estímulo, qué sistema de adquisición es utilizado y qué tipo de pruebas se han hecho. **Nos hemos centrado sobre todo en aquellos estudios que se han dedicado reducir su tasa de fallos y los que han aumentado su tasa de transferencia como el ITR (Information Transfer Rate).**

Sobre el tipo de estimulación utilizado el más común es en pantalla, con una gran densidad de estímulos que tienen la misma morfología (cuadrados de un mismo color por norma general). La tasa de transferencia de información en BCI es en general muy baja en comparación con otros sistemas de interacción hombre-máquina, por lo que, tener una gran densidad de estímulos por pantalla es la manera más eficaz de aumentar la tasa de transferencia de información. Por otra parte, para no hacer los sistemas demasiado complejos computacionalmente, y por limitaciones en los sistemas de grabación EEG, estos estudios utilizan de 8 a 16 electrodos como entradas al sistema. Electrodos que son colocados en la zona occipital del cerebro ya que es el lugar donde se genera la señal SSVEP. **Es importante señalar que los BCIs basados en SSVEP son los de más alta tasa de transferencia hasta el momento.**

Tabla 3. Revisión de documentos de investigación sobre SSVEP

Paper	Método	Detección de fase	Entrenamiento	Estimulación	Equipo de Adquisición	Pruebas
(Chen et al., 2015a)	Filter Bank CCA	No	No	Monitor. 40 estímulos en pasos de 0,2Hz	Ssynaps System. 1000 hz	10 sujetos.
(Bin et al., 2009)	Estándar CCA	No	No	Monitor, 6 estimulaciones.		6 sujetos, 6 objetivos 6 repeticiones
(Zhang et al., 2013)	Multiset CCA	No	Si	Estimulación por monitor mediante 4 cuadrados rojos, parpadeantes a [6 8 9 10] Hz	Nuampbs amplifiere, 250Hz	10 sujetos, 6 objetivos de 4 segundos 20 repeticiones
(NAKANISHI et al., 2014)	CCA with SSVEP training data	Sí. FFT en el canal Oz y utilización de información de entrenamiento.	Si	Estimulación por monitor. 32 estímulos simultáneos con 8 frecuencias distintas y 4 fases (0 90 180 270)	G.usbamp. sampling rate 512	13 sujetos, 32 objetivos 4 targets
(Chen et al., 2015b)	CCA with SSVEP training data + Filter Banck CCA	Sí.	Si	Estimulación por monitor con 40 estímulos. Frecuencias de 8 a 15,8 en pasos de 0,2. 40 fases distintas.	Synaps2 (Neuroscan, Inc). Sampling rate 1000.	
(Wang et al., 2017)	Filter Bank CCA	Sí. FFT al canal Oz.	No	40 estímulos, LCD monitor. Frecuencias de 8 a 15,8 en pasos de 0,2. Fases en pasos de 90 grados.	Synamps2 EEG Sampling rate 1000.	35 sujetos, 5 segundos, 40 targets, 6 pruebas
(Rabiul Islam et al., 2017)	Binary subband CCA	No	No	Monitor, 12 estímulos visuales. 9,25Hz a 14,75Hz pasos de 0,5	Biosemi ActiveTwo EEG system.	10 sujetos, 15 sesiones, 12 targets, 4 segundos
(Sengelmann et al., 2017)	CCAFSF, CCA con entrenamiento y filtros espaciales.	Sí. FFT sobre OZ o sobre combinación lineal de ciertos canales.	Sí, muy extenso	16 LEDS. Frecuencias adaptadas y fases adaptadas a cada sujeto.	Biosemi ActiveTwo EEG system.	7 sujetos, y 3 pruebas extensas hasta llegar al sistema Online
(Wang et al., 2016)	Linear Regresion	No	Si	Monitor, 4 frecuencias en cuadrados rojos.	Nuamps amplifiere, 250Hz	10 sujetos, 4 segundos, 4 targets, 20 veces
(Fernandez-Vargas et al., 2013a)	Power Spectrum, with best frequencies selection	No	Si	Monitor, 4 frecuencias adaptadas a cada sujeto.		18 sujetos, tres pruebas distintas.

Tabla 4 Revisión de documentos de investigación sobre SSVEP

Paper	Electrodos	Comentarios Procesado	F-Range	ITR(bits/min)	Accuracy
(Chen et al., 2015a)	PZ, POZ, PO5, PO3, PO4, PO6, O1, O2		8-15,8	151	92 con 2 segundos de señal
(Bin et al., 2009)	O1, O2, OZ, PO7, PO8, POZ, P3, P4	Anova para clasificar CCA.	13, 14, 15, 16, 17, 18	58	0,9
(Zhang et al., 2013)	30 canales usando el sistema 10-20.	Filtro de 0,1Hz a 70Hz	6-10		
(NAKANISHI et al., 2014)	FPZ, F3, F4, FZ, CZ, P1, P2, PZ, PO3, PO4, PO7, PO8, POZ, O1, O2, OZ	Filtro CAR, se trabaja con tres armónicos, Zero phase filter 7Hz- 70H	8-15	200	90
(Chen et al., 2015b)	PZ, POZ, PO5, PO3, PO4, PO6, O1, O2	Zero phase filter 7Hz- 70H	8-15,8	267	91,04 para un segundo
(Wang et al., 2017)	FPZ, F3, F4, FZ, CZ, P1, P2, PZ, PO3, PO4, PO7, PO8, POZ, O1, O2, OZ	.	8-15,8		92 con 2 segundos de señal
(Rabiul Islam et al., 2017)	8 canales zona occipital		9,25 - 14,75	80	90 con 2 segundos y medio
(Sengelmann et al., 2017)	14 electrodos incluyendo al Oz y canales cercanos	LDA para clasificar CCA		150	90 con dos segundos
(Wang et al., 2016)	P7, P3, PZ, P4, P8, O1, Oz, O2 referenciados a electrodos en A1 y A2. GND en la cabeza.		6 Hz - 10Hz		85 con 0,5 segundos Mayor que simple CCA y MCCA
(Fernandez-Vargas et al., 2013a)		Normalización con señal Basal. Algoritmo adaptativo de frecuencias, retroalimentación al sujeto mediante sonidos			

2.3.1.1 Codificación de estímulos en frecuencia y fase

También podemos observar que en algunos de estos documentos no sólo se realiza una codificación de los estímulos en diferentes frecuencias, sino que también se codifican con diferentes fases, esto se realiza así para:

- **Conseguir mayor precisión a la hora de detección de señal SSVEP que mediante codificación única de frecuencias.** Determinadas fases en señales sinusoidales tales como 0 y π , tienen correlaciones negativas que nos puede ayudar a distinguir señales si utilizamos métodos de detección mediante correlaciones.
- **Codificar un mayor número de estímulos al disponer de un número de frecuencias de estimulación limitadas.** Podremos codificar estímulos con la misma frecuencia, pero con distintas fases, y si son distinguibles, darnos la posibilidad de tener más estímulos en el caso de tener frecuencias de estimulación limitadas.

El sistema de detección de fase más utilizado es mediante transformada de Fourier en el electrodo de OZ. Sin embargo, también se utilizan métodos mediante información de entrenamiento. **Por otro lado, (Chen et al., 2015b) ha sido el estudio que mayor nivel de ITR a conseguido y ha utilizado codificación mixta tanto de frecuencia como en fase.** Algo que queremos emular en este proyecto.

2.3.1.2 Canonical Correlation Analysis, (CCA)

Como puede observarse en las tablas, el sistema de detección mediante CCA (Canonical Correlation Analysis) y sus variantes ha sido utilizado ampliamente a lo largo de los años en BCIs basados en SSEP. Si bien es verdad que esta tabla puede tener una mayor representación de este sistema frente a otros algoritmos de detección utilizados, esto es motivado a que en este proyecto se ha decidido trabajar con este algoritmo debido a: (i) el número de artículos lo utilizan, (ii) su alta eficacia demostrada, (iii) su sencillez de programación y (iv) por ser un método que nos proporciona filtros espaciales que pueden ser útiles.

El sistema de detección CCA si bien se explicará exhaustivamente más adelante en el apartado de diseño y desarrollo, hacemos referencia a él a lo largo de este proyecto en multitud de ocasiones. En primer lugar, debemos de aclarar que se trata de un sistema de detección para estímulos codificado en frecuencia, y podemos definirlo como un algoritmo que busca maximizar la correlación entre las combinaciones lineales entre diferentes los diferentes canales de EEG y señales sinusoidales a una determinada frecuencia. Este método, nos proporcionará una puntuación (la máxima correlación posible) para cada frecuencia con la que correlacionemos nuestra señal EEG. Asumiremos que la frecuencia a la que se ha estimulado el sujeto es aquella que nos proporcione una puntuación máxima CCA.

2.3.1.3 Adaptación al sujeto

Para terminar, debemos recordar los previos estudios que se han realizado en el grupo de Neurocomputación Biológica de la Universidad Autónoma de Madrid sobre adaptación al sujeto. En (Fernandez-Vargas et al., 2013a, 2013b) era eficaz de detectar las frecuencias de estimulación SSVEP que son más fáciles de detectar para un determinado sujeto. Por otra parte en el trabajo de fin de grado (Rodríguez Muñoz and Varona Martínez, 2015) se realizó un estudio en el que se personalizaban los canales EEG, que hacían de entrada al sistema BCI, para cada sujeto. En ambos estudios se demostró una mejora en los niveles de detección gracias a la adaptación al sujeto de estos dos parámetros del sistema.

3 Diseño Y Desarrollo

Tras haber hecho un repaso sobre las interfaces cerebro máquina, en este apartado de diseño y desarrollo explicaremos de una forma detallada los diferentes elementos que hemos utilizado para poder alcanzar nuestros objetivos. Este apartado está dividido en los siguientes apartados:

- Planteamiento inicial.
- Base de datos externa con la que compararemos nuestros resultados.
- Desarrollo del sistema BCI.
- Repaso de los sistemas de detección que se van a analizar.
- Diseño de las pruebas con sujetos.

3.1 Planteamiento inicial

En este proyecto no estamos buscando realizar una interfaz de usuario completa que luego pueda ser realmente utilizable por alguna persona para realizar una tarea, como puede ser el ejemplo de un programa de deletreo para personas con cierta discapacidad. Sino que, por el contrario, lo que queremos saber con este trabajo es, con los elementos de los que disponemos, que grado de fiabilidad y que grado de tasa de transmisión de datos podemos alcanzar con este tipo de comunicación persona-ordenador.

Para comprobar esto, debemos construir y diseñar nuestro propio sistema BCI y partimos de la premisa que nuestro sistema no debe de realizar trabajo a tiempo real, ya que podemos procesar los datos una vez hayan sido grabados. Esto nos facilitará el trabajo y nos permitirá hacer un sistema mucho más sencillo. Por otra parte, cómo se ha visto en el estado del arte, se han conseguido resultados muy buenos mediante codificación de estímulos tanto en frecuencia como por fase; por lo que nuestro sistema BCI basado en SSVEP debe poder realizar este tipo de estimulación, en la cual podamos ajustar la frecuencia y la fase de estimulación a los parámetros que deseamos.

No debemos olvidar que para conseguir una alta fiabilidad en la comunicación entre la persona y el ordenador no sólo debemos diseñar un sistema hardware fiable, si no que no que el procesamiento de señal realizado es de gran importancia. Por ello debemos comprender y a analizar procesamientos de señal que han tenido buenos resultados en estudios previos y que nos ayudarán en la detección conjunta tanto de fase como de frecuencia.

Por último, debemos comprobar todo esto con nuestros propios resultados, así que debemos diseñar un banco de pruebas, que realizaremos con número suficiente de voluntarios, qué nos permita verificar todo lo anterior mencionado.

3.2 Conjunto de datos SSVEP externo con codificación de estímulos en frecuencia y fase.

Uno de los objetivos de este proyecto es analizar diferentes tipos de procesamiento de señal que maximicen el rendimiento de nuestro sistema SSVEP, y para ello es necesario partir de un conjunto de datos fiable para testear los algoritmos previamente. En este caso se ha escogido el conjunto de datos proporcionado por la Tsinghua University de Pekín, China.

Una base de datos que ya ha sido utilizada en previas investigaciones (Chen et al., 2015a; Wang et al., 2017).

Esta base de datos se completó gracias a la colaboración de 35 sujetos sanos, con buena visión o con ayuda de gafas aquellos que lo necesitaron. De estos 35 sujetos, 8 tenían experiencia usando BCIs basados en SSVEP y el resto era la primera vez que trabajaban con este sistema.

La estimulación se realizó mediante una interfaz de deletreo con 40 caracteres, en un recuadro blanco sobre fondo negro (estímulos), en una pantalla LED de 23.6 pulgadas y una resolución de 1920*108. **Cada uno de los 40 caracteres fue codificado usando una modulación tanto por frecuencia como por fase (JFPM- Joint Frequency and Phase Modulation).** Los valores de frecuencia y fase de cada uno de los estímulos se calcularon de la siguiente manera:

$$f(k_x, k_y) = f_0 + \Delta f * [(k_y - 1) * 5 + (k_x - 1)]$$

$$\phi(k_x, k_y) = \phi_0 + \Delta \phi * [(k_y - 1) * 5 + (k_x - 1)]$$

8.0Hz 0	9.0Hz 0.5π	10.0Hz π	11.0Hz 1.5π	12.0Hz 0	13.0Hz 0.5π	14.0Hz π	15.0Hz 1.5π
8.2Hz 0.5π	9.2Hz π	10.2Hz 1.5π	11.2Hz 0	12.2Hz 0.5π	13.2Hz π	14.2Hz 1.5π	15.2Hz 0
8.4Hz π	9.4Hz 1.5π	10.4Hz 0	11.4Hz 0.5π	12.4Hz π	13.4Hz 1.5π	14.4Hz 0	15.4Hz 0.5π
8.6Hz 1.5π	9.6Hz 0	10.6Hz 0.5π	11.6Hz π	12.6Hz 1.5π	13.6Hz 0	14.6Hz 0.5π	15.6Hz π
8.8Hz 0	9.8Hz 0.5π	10.8Hz π	11.8Hz 1.5π	12.8Hz 0	13.8Hz 0.5π	14.8Hz π	15.8Hz 1.5π

Ilustración 9. Diseño de la estimulación por pantalla realizado en (Wang et al., 2017)

Donde k_y y k_x indican el número de fila y columna respectivamente. La frecuencia inicial (f_0) es 8Hz y la variación de frecuencia es (Δf) es 0.2Hz, resultando en un rango de frecuencias de [8-15.8]Hz. La fase inicial y la diferencia de fase (ϕ_0 y $\Delta \phi$) tomaron valores de 0 y 0.5π respectivamente. Los parpadeos de los estímulos se realizaron mediante el control de la luminancia de la pantalla según la siguiente ecuación:

$$s(f, \phi, i) = \frac{1}{2} \{1 + \sin[2\pi f(i/\text{RefreshRate}) + \phi]\}$$

La frecuencia de refresco de la pantalla fue de 60 Hz e “i” indica la indexación de cada uno de los frames en la secuencia.

Cada sujeto realizó 6 tandas de 40 grabaciones (una por cada uno de los caracteres) de 6 segundos. Cada grabación comenzaba con una indicación (un cuadrado rojo) de 0.5 segundos sobre el carácter en el cual el sujeto debía mantener la vista. Tras esto, comenzaba la estimulación SSVEP con una frecuencia y fase determinadas. Una vez terminada la estimulación la pantalla se apagaba durante otros 0.5 segundos antes de volver a empezar.

Al sujeto se le pidió que cambiaran rápidamente de objetivo durante los periodos de no estimulación y se le pidió que no parpadeara durante la estimulación.

La señal EEG de esta base de datos se adquirió con el sistema Synamps2 (Neuroscan, inc.), el cual proporciona 64 canales EEG colocados según el sistema 10-20 (ver apartado 2.2) y un ancho de banda útil de 0.15Hz a 200Hz. Los electrodos se colocaron a lo largo de toda la cabeza y el electrodo de referencia fue colocado en el vértice craneal (superficie inferior del cráneo).

3.3 Configuración del sistema BCI

Para alcanzar los objetivos propuestos es necesario que desarrollemos nuestro sistema BCI, lo testeemos y comparemos sus resultados con otros estudios. Como se ha descrito anteriormente, un sistema BCI basado en la señal SSVEP está compuesto por los siguientes elementos:

- Sistema de adquisición de actividad neuronal.
- Sistema de estimulación de señal SSVEP.
- Procesamiento de la señal, extracción de características e interpretación de la intencionalidad del usuario.
- Integración del sistema y feedback al sujeto.

En este apartado se va a detallar las decisiones que se han tomado respecto a la configuración del sistema BCI propuesto en este proyecto analizando uno a uno cada subsistema.

3.3.1 Sistema de adquisición de actividad neuronal.

En el estado del arte hemos hecho énfasis en la electroencefalografía como método de detección de actividad cerebral más utilizado para BCIs. En este proyecto, y en el grupo de Neurocomputación Biológica, se ha decidido trabajar con estos sistemas por causas ya explicadas anteriormente: son sistemas baratos (en comparación con el resto), no invasivos, tienen un grado de portabilidad mayor que el resto y tienen una muy alta resolución temporal.

Por otra parte, la electroencefalografía tiene ciertas carencias debido a que principalmente proporcionan una señal muy ruidosa y tienen una muy baja resolución espacial. Por este motivo, es importante contar con un sistema de adquisición EEG que nos proporcione la mejor calidad de señal posible. Existen sistemas de adquisición clínicos de muy alta calidad y con una gran cantidad de canales, pero los precios pueden ser muy altos y **en BCI se busca la reproducibilidad.**

3.3.1.1 Sistema EEG G.USBamp

Además, en busca de la reproducibilidad, se ha decidido trabajar con sistemas de electroencefalografía basados **en electrodos secos**. Si bien estos sistemas tienen ciertas desventajas en cuanto al ruido de la señal adquirida, el hecho de no tener que utilizar geles que manchan y son tediosos de colocar hace que sean sistemas a tener en cuenta y de los que no se ha realizado tanto estudios como con los húmedos. Se intentará evitar alguno de los efectos negativos que realizan estos sistemas, como el ruido adicional al movimiento indicando al sujeto que evite movimientos bruscos o el ruido electromagnético conectando a tierra los sistemas.

En búsqueda de un sistema que cumpliera con estos requisitos el grupo de neurocomputación biológica de la universidad autónoma se decidió realizar la compra en 2016 del amplificador **EEG G.USBamp** y el sistema de electrodos secos activos **G.Sahara**, ambos de la compañía G-TEC.



Ilustración 10. Amplificador EEG G.USBamp de GTEC.

El G.USBamp es un amplificador de bioseñales que es utilizado ampliamente en investigación y desarrollo de controladores BCI, cuyo coste es de alrededor de 13.000 euros. No es un sistema de especialmente barato, pero proporciona una calidad de señal contratada. Este aparato permite la adquisición de 16 bioseñales tales como electroencefalogramas (EEG), electrooculograma o electrocardiogramas. Cada uno de los 16 canales es conectado a un conversor de señal analógico digital (ADC) de 24 bits donde las 16 señales son muestreadas simultáneamente a una frecuencia de 38400Hz, que posteriormente es filtrada y diezmada a una frecuencia, que debe de ser potencia de dos, entre los 64 y 38400Hz (64Hz, 128Hz, 256Hz, ..., 38.4KHz). Los canales miden diferencias de potencial en un rango de voltajes de ± 250 mV y pueden referenciarse a distintos potenciales de referencia si se quisiera aislar los canales. El amplificador se debe conectar a una computadora a través de un puerto USB, donde puede ser controlado haciendo uso de aplicaciones desarrolladas por G-TEC o a través de una API (Interfaz de programación de Aplicaciones) en C++.

Para grabaciones de EEG este amplificador está desarrollado para trabajar de forma autónoma con 16 electrodos húmedos que irían conectados directamente al amplificador. Sin embargo, al trabajar con **electrodos secos activos** es necesario adquirir además el sistema G.Sahara, compuesto por los electrodos secos y un preamplificador G.SAHARABOX . Este sistema está diseñado para reducir los artefactos y el ruido de la señal resultante de la alta impedancia entre los electrodos y la piel y permite trabajar tanto con electrodos activos y pasivos si aíslan las tierras de ambos tipos de electrodos. Este preamplificador proporciona los electrodos de tierra y referencia, siendo este último opcional si se configura para trabajar tanto con configuraciones bipolares como monopolares.

Los electrodos que se sitúan del sistema G.Sahara están hecho de una aleación especial de oro, de forma cilíndrica y con 8 pines lo suficientemente alargados para llegar a la piel a través del pelo. Estos electrodos se sujetan con firmeza al cuero cabelludo mediante una malla con un total de 160 posiciones potenciales de acuerdo con el sistema 10-20, lo cual proporciona un montaje de electrodos bastante flexible.



Ilustración 12. Amplificador g.USBamp y preamplificador g.Sahara Box



Ilustración 11. Malla de grabación con electrodos secos de G-TEC.

3.3.1.2 Configuración del sistema EEG G.USBamp

La colocación de los electrodos se ha realizado Según el Sistema Internacional de electroencefalografía, el Sistema 10-20. Para tomar la decisión de dónde se colocan los 16 electrodos nos hemos ayudado de la bibliografía resumida en la Tabla 3. En esta tabla: puede observarse, que los electrodos se colocan tradicionalmente en la zona occipital del cráneo, pero también se incluyen electrodos en la zona parietal y en la zona frontal para hacer de referencia y eliminación de ruido. En este proyecto se ha escogido una **colocación monopolar** (ver sección 2.2) porque no estamos interesados en que los potenciales que grabemos estén referenciados en combinaciones de dos electrodos, más adelante buscaremos combinaciones lineales de los diferentes canales que nos maximicen la señal SSVEP. Siguiendo estas directrices y sabiendo que disponemos de los 16 canales que nos proporciona el amplificador G.USBamp se han colocado los electrodos en las siguientes posiciones:

- **Canales de registro:** FPZ, FP1, FP2, T7, T8, PZ, P3, P4, POZ, PO3, PO4, PO7, PO8, O1, O2 y OZ
- **Electrodo de Tierra:** Hueso temporal derecho, zona sin pelo justo encima de la oreja.
- **Electrodo de Referencia:** Hueso temporal izquierdo, zona sin pelo justo encima de la oreja

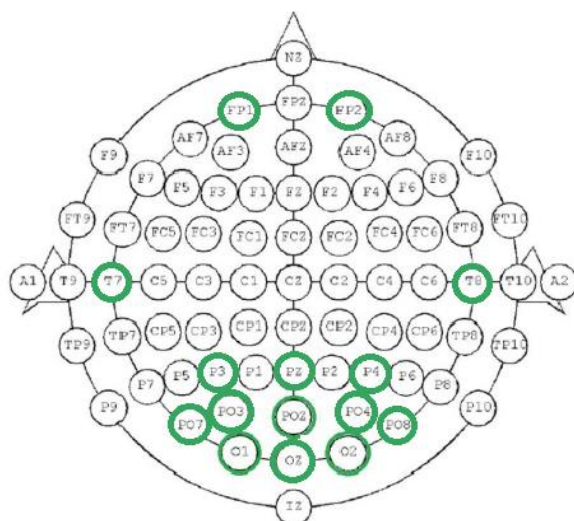


Ilustración 13, Ilustración 14. Colocación de los electrodos para pruebas con G.USBamp y G.Sahara.

Por otro lado, el amplificador ha sido configurado de la siguiente manera:

- **Frecuencia de muestreo de 512Hz.** Frecuencia suficiente para cumplir la frecuencia de Nyquist ya que los SSVEPs se generan entre 6 y 100 Hz (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012). Se podría haber utilizado una frecuencia de muestreo de 256Hz que ocupa menos y sería más fácil de computar, sin embargo, se escogió esta frecuencia para que la fase sea más robusta en frecuencias de estimulación altas. Por ejemplo, a la frecuencia de estimulación de 15Hz y a una frecuencia de muestreo de 256Hz, la diferencia de una fase de estimulación de 0 y $\pi/2$ es sólo de 4 muestras de retraso, 8 en el caso de muestreo de 512 Hz.
- **Diezmado.** G.USBamp realiza automáticamente grabaciones con una frecuencia de muestreo de 38.400 Hz. Esta señal es filtrada automáticamente y diezmada a la frecuencia de muestreo que el usuario ajuste (512Hz).
- **Filtro digital banda eliminada 50Hz.** Filtro digital implementado en el amplificador G-Tec utilizado para eliminar el ruido electromagnético de la señal trifásica de la instalación eléctrica que en España funciona a 50 Hz. Filtro banda eliminada con frecuencias de corte 48Hz y 52 Hz, de tipo Chebyshev de orden 4.
- **Filtro digital paso banda entre 5Hz 60Hz.** Filtro paso banda utilizado para eliminar señales que no son de interés. Filtro de tipo chebyshev de orden 8.
- **Señal de sincronización con sistema de estimulación.** Se ha configurado G.USBamp para que genere una señal digital de 5V para sincronizar la grabación con el sistema de estimulación.
- **Tierra común.** Se ha configurado G.USBamp para que cada uno de los canales compartan el mismo potencial de referencia.
- **Configuración Monopolar.** Se ha configurado G.USBamp para que la grabación sea monopolar (ver sección 2.2).

3.3.2 Sistema de estimulación SSVEP

Como se ha explicado en el estado del arte, en la literatura hay una gran multitud de sistemas de estimulación SSVEP. Se han realizado estudios de cómo varía la amplitud de la señal SSVEP según formas, colores o incluso variaciones de amplitud SSVEP según la relación que tiene el sujeto hacia cierta imagen que haga de estímulo, algo de gran utilidad en psicología. Sin embargo, no entra dentro de los objetivos de este trabajo comparar diferentes estimulaciones ni ver qué implicaciones neurológicas tienen en los sujetos, por ello, lo que buscamos trabajar con sistemas fáciles de implementar, replicables y neutros.

Si hablamos del método del sistema físico que realice la estimulación podemos escoger entre estimulación por pantalla de ordenador o por hardware externo que controle ciertos LEDs. La estimulación por pantalla nos proporciona sobre todo una alta configurabilidad ya que podríamos, sin hacer cambios de hardware, ser capaces de alterar la fisonomía del estímulo, el número, la separación entre ellos, etc. El problema de este método es la limitación a la que estamos impuestos a la hora de escoger las frecuencias de estimulación debido a la frecuencia de refresco a la que trabaje la pantalla. Por ejemplo, si utilizamos una estimulación de onda cuadrada (se explica más abajo en este mismo apartado, sistema donde se alterne píxeles apagados con píxeles encendidos y no luminancias con valores intermedios), las frecuencias que podremos generar sólo van a poder ser divisores de la frecuencia de refresco de la pantalla. **En este proyecto se ha escogido la estimulación mediante LEDs por las siguientes razones:**

- **Sencillez de implementación.** Por la parte de hardware solo es necesario unos pocos LEDs, cable y un microcontrolador, mientras que el software que controla el microcontrolador es bastante sencillo.
- **Alta precisión** en las frecuencias de estimulación.
- Permite generar **un gran rango de frecuencias de estimulación.**
- Facilidad a la hora de sincronizar la grabación con la estimulación, mediante hardware, lo que **permite tener control de las fases de estimulación.**
- Sistema de **estimulación neutra.**
- **Es menos utilizado que la estimulación por pantalla. Lo que hace necesario más investigación sobre este sistema.**
- Ana Sotomayor ya demostró su efectividad en el TFM control adaptado al sujeto de una interfaz cerebro máquina con señalización mixta.

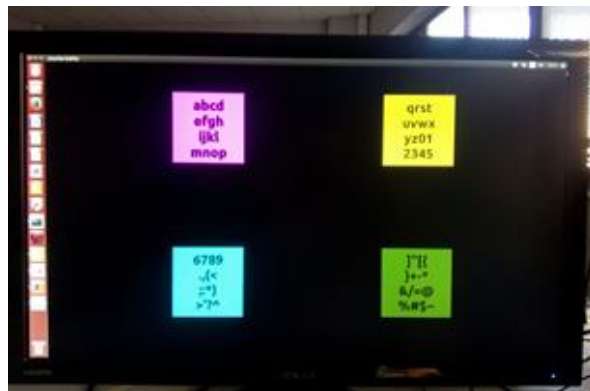


Ilustración 15, Ilustración 16. Sistemas de estimulación SSVEP. A la izquierda, sistema de estimulación LED utilizado en este proyecto. A la derecha sistema de estimulación SSVEP por pantalla con cuadrados de colores parpadeantes para deletreo, realizado por Ana Aguilar en el trabajo de fin de grado “Adaptación de estímulos en interfaces cerebro-máquina que utilizan potenciales visuales evocados”.

El sistema LED utilizado en este TFM para la estimulación SSVEP tanto por frecuencia como por fase ha sido desarrollado por el trabajo de fin de grado de Juan Rico, adaptación personalizada en interfaces cerebro máquina. Este sistema está compuesto por:

- Un microcontrolador tipo Arduino.
- 4 luces tipo Led.
- Una protoboard.
- Cable digital I/O G.USBamp, para sincronización de fase.

El microcontrolador ha sido programado para que reciba desde el ordenador la instrucción de con qué frecuencia debe parpadear cada LED y con qué fase. La conexión digital con el amplificador G.USBamp es utilizada para activar interrupciones en el microcontrolador y así, sincronizar la fase con el sistema de grabación. El microcontrolador no enciende los leds hasta que el amplificador no se lo indica.

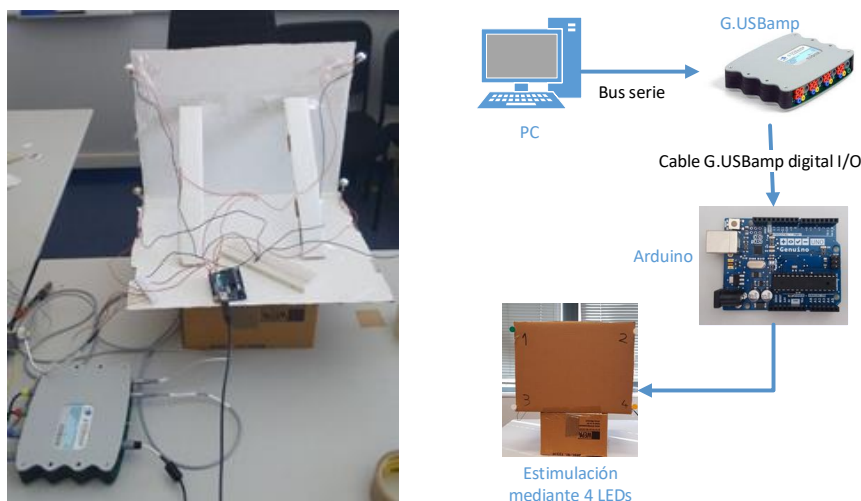


Ilustración 17. Sistema de estimulación led, con control sincronizado de frecuencia y fase, diseñado conjuntamente con (Rico Maldonado, 2018).

3.3.2.1 Señal de estimulación. Tren de pulsos o señal sinusoidal.

La señal de encendido de los leds para genera la estimulación SSVEP puede ser de dos tipos, ambas utilizadas ampliamente en la documentación: **cuadrada** (Fernandez-Vargas et al., 2013a) **o sinusoidal** (Chen et al., 2015b).

En el caso de utilizar una señal cuadrada, los LEDs son encendidos y apagados, mediante pulsos (de luminosidad nula y máxima luminosidad) rectangulares con un ciclo de trabajo del 50%, es decir, se mantiene el mismo tiempo el LED encendido como apagado. En el caso de utilizar la señal sinusoidal se utilizará la ecuación $L = \sin(2 * \pi * t * f + \theta) * 0.5 + 0.5$, donde f es la frecuencia de estimulación, θ la fase de estimulación y L el nivel de luminosidad ($L=0$ significa que el led está apagado y $L=1$ máxima luminosidad).

Utilizar señales sinusoidales nos genera un problema a la hora de utilizar Arduino, ya que no es capaz de proporcionar señales analógicas. **Para simular el efecto de generar una función sinusoidal se ha utilizado el puerto PWM de Arduino.** A continuación, mostramos gráficas de medidas tomadas de la estimulación generada por Arduino tanto con un osciloscopio como con un fotodiodo realizado por el trabajo de fin de grado “adaptación

personalizada en interfaces cerebro-máquina añadiendo información de frecuencia y fase” de Juan Rico.

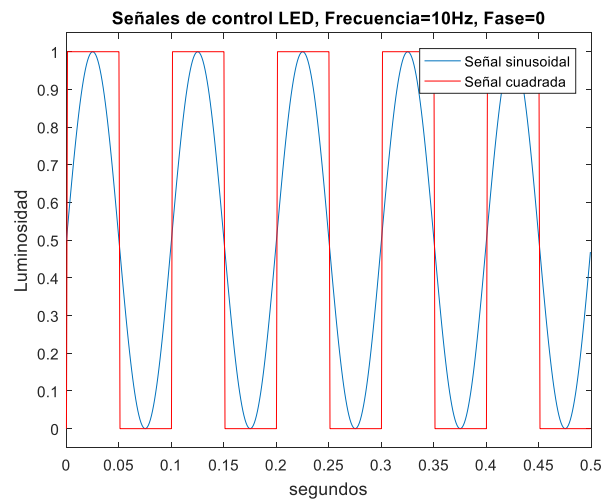


Ilustración 18. Funciones ideales de estimulación LED.

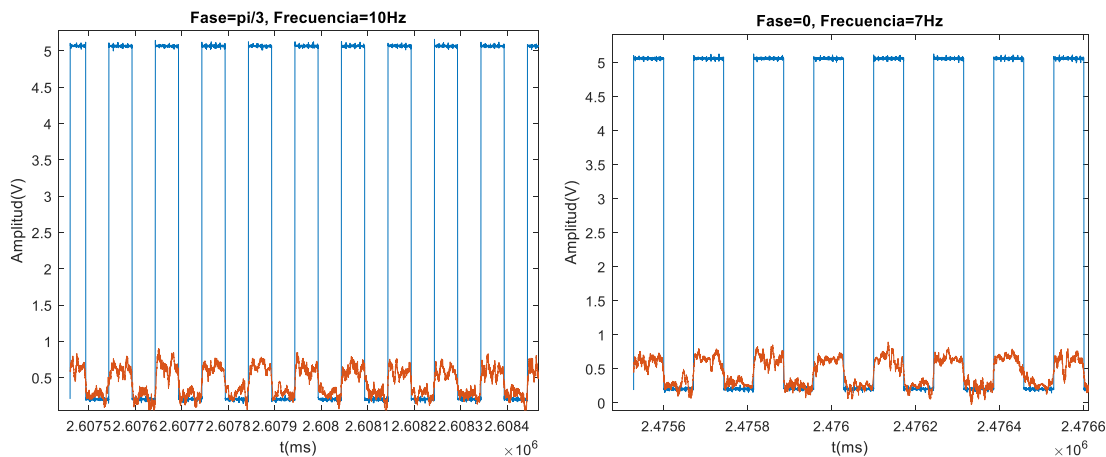


Ilustración 19, Ilustración 20. Resultado de grabaciones con osciloscopio (en azul) y fotodiodo (en rojo) de la estimulación LED de onda cuadrada. Estimulación a 10Hz y 7Hz con fase $\pi/3$ y fase 0 respectivamente. Imagen proporcionada por (Rico Maldonado, 2018).

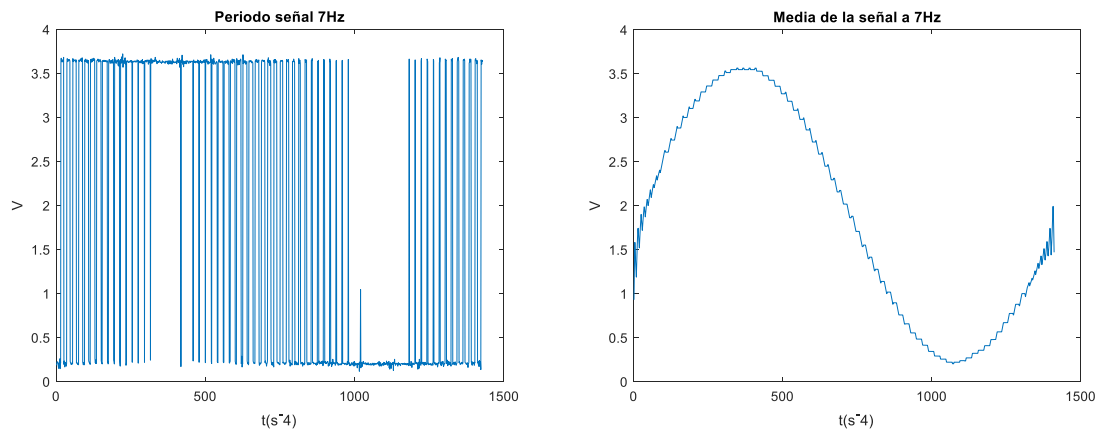


Ilustración 21, Ilustración 22. Lectura en osciloscopio de la señal sinusoidal realizada por PWM y su media de amplitudes. Imagen proporcionada por (Rico Maldonado, 2018).

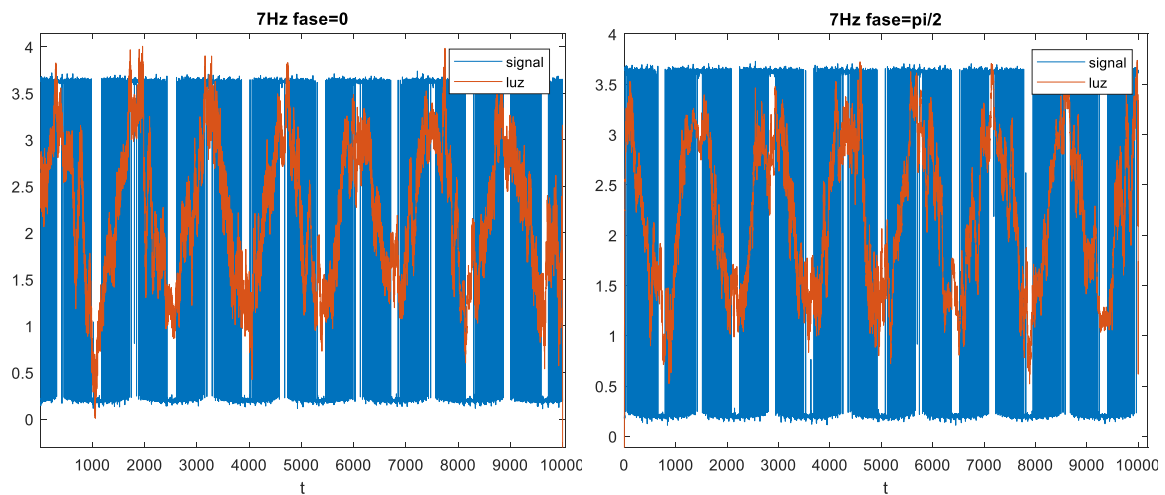


Ilustración 23, Ilustración 24. Grabación mediante osciloscopio y fotodiodo de la señal PWM generada por Arduino que simula la señal Sinusoidal. Imagen proporcionada por (Rico Maldonado, 2018)

Para corroborar con qué señales trabajar, **se han hecho varias pruebas en este proyecto con ambos tipos de señal de estimulación.** En las siguientes gráficas se pintan los resultados que se han obtenido mediante el método CCA tanto con estimulación cuadrada como con sinusoidal, para un solo sujeto y dos frecuencias de estimulación diferentes, 11Hz y 12Hz. El método CCA es explicado de forma exhaustiva en el apartado de procesamiento de señal.

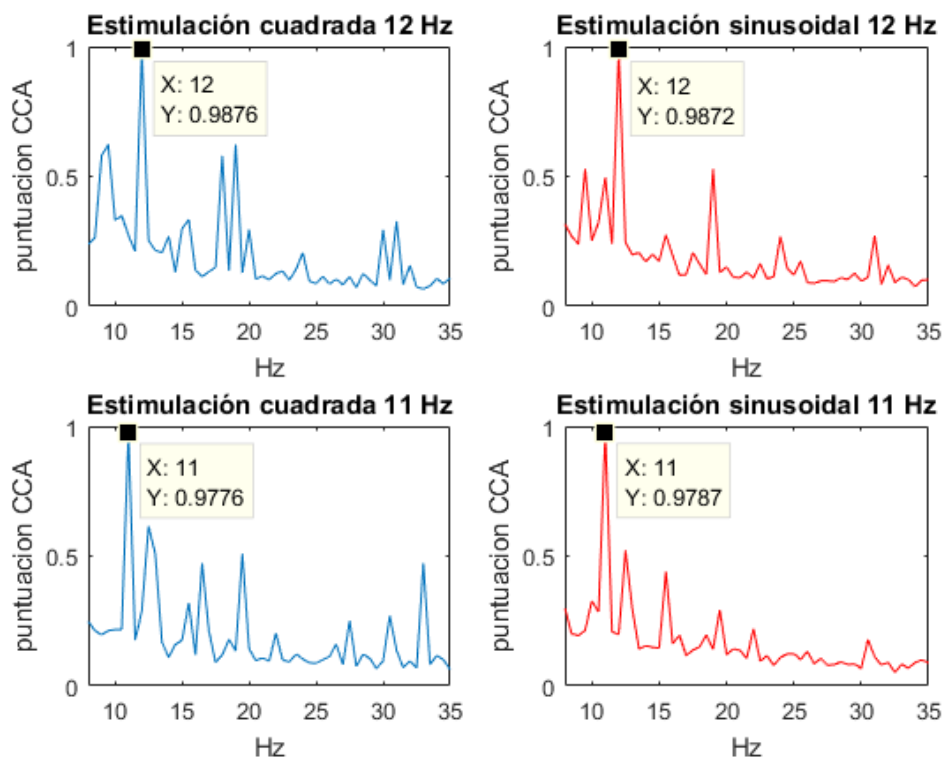


Ilustración 25. Comparación de resultados de estimulación mediante señal sinusoidal y señal cuadrada. Resultados de grabaciones a una persona mediante procesamiento CCA con estimulación sinusoidal (rojo) y estimulación cuadrada (azul). En las 4 pruebas podemos ver un efectivo detección de la señal SSVEP de estimulación

Como se puede observar, **los resultados obtenidos en esta prueba tanto para estimulación sinusoidal como estimulación cuadrada son bastante parecidos**. Incluso parece que la estimulación sinusoidal genera puntuaciones CCA menores en las frecuencias que no son las de estimulación. Por último, todos los usuarios que participaron en la prueba nos corroboraron que la estimulación sinusoidal es menos dañina a los ojos que la cuadrada.

Por estos motivos, se ha escogido la señal sinusoidal como señal para la estimulación LED.

3.3.2.2 Elección del rango de frecuencias de estimulación

Para terminar de configurar la estimulación nos queda elegir el rango de frecuencias con el cual vamos a trabajar. Si observamos en las tablas del estado del arte, se puede observar que las frecuencias de estimulación más habituales están en el rango de los 8-16 Hz. Esto es debido a que en este rango es **cuando la señal SSVEP tiene un mayor nivel señal ruido**.

Para escoger las mejores frecuencias de estimulación, además de tener en cuenta los estudios previos, se ha realizado un estudio del espectro de las señales cerebrales mediante promediado de señales de electroencefalografía sin estimulación SSVEP. La primera figura nos muestra las puntuaciones promedio a cada frecuencia del método CCA y en el caso de la segunda gráfica nos muestra el espectro de frecuencias realizado mediante FFT sobre el electrodo OZ. Ambas gráficas se han realizado con grabaciones de un segundo de baseline (señal sin estimulación SSVEP) sobre 13 sujetos.

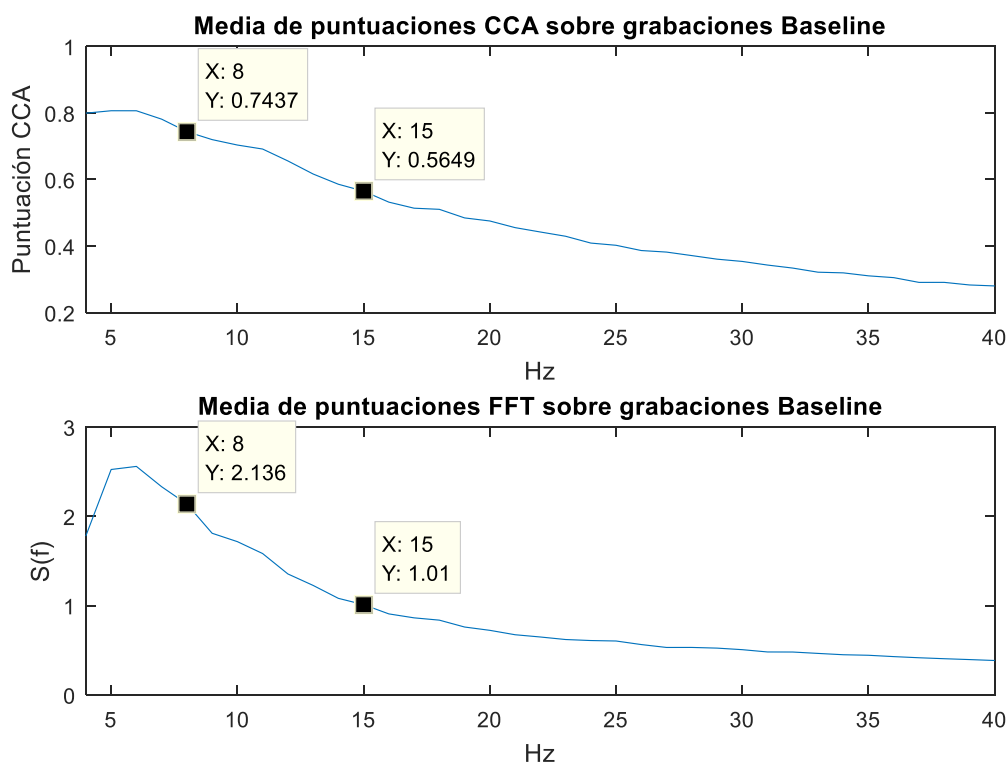


Ilustración 26. Espectro de potencia de las señales cerebrales sin estimulación. *Realizado mediante media aritmética de grabaciones con 14 usuarios.*

Como se puede observar, tanto la media del método CCA como la media de los espectros en frecuencia **nos muestran que el cerebro genera señales con una mayor potencia a bajas frecuencias**. Esto es importante ya que, si trabajamos con un rango de frecuencias muy alto,

al utilizar cualquiera de los dos métodos podría darnos falsos resultados al encontrar oscilaciones máximas a frecuencias que no sean la de estimulación. Por este motivo se debe coger un rango de frecuencias lo más pequeño posible, sin embargo, si utilizamos el método de FFT las frecuencias que podemos utilizar de estimulación está sujeto tanto al tiempo de grabación como a la frecuencia de muestreo (debido a las limitaciones propias de la FFT).

Tras este estudio y al tener en cuenta las frecuencias de estimulación de la literatura se ha decidido utilizar las frecuencias de estimulación de 8Hz a 15Hz en pasos de 1Hz.

3.3.3 Integración del sistema y realimentación al usuario.

En los anteriores apartados se ha hablado de cada elemento que conforma el BCI de forma individual, sin embargo, nos falta hablar de cómo se ha desarrollado la integración. Ya se ha explicado anteriormente que, en este proyecto, no se busca realizar un BCI con interfaz gráfica de usuario que permita a una persona realizar ciertas tareas, sino que más bien queríamos centrarnos en comprobar la utilidad y eficacia de estos sistemas de comunicación. Esto significa que para la integración de este sistema se ha buscado, sobre todo, la sencillez de implementación.

La integración del sistema en el ordenador de control se ha realizado mediante un script en Bash, que gestiona cada elemento mediante comunicaciones basadas en “Signals” de Linux”. Los elementos gestionados mediante bash son:

- **El programa en C++ del sistema de electroencefalografía.** El grupo de neurocomputación de la universidad autónoma dispone de una API desarrollada en C++ para realizar el control del amplificador G.USBamp. Esto ha obligado que el sistema de grabación del amplificador se realizara mediante un sencillo programa que recibe por terminal los tiempos de grabación. Este programa envía una señal al script en Bash una vez que termine de grabar. Además, envía señales digitales al Arduino para sincronización de la fase.
- **Control del Arduino.** Mediante el script de bash se lanza un proceso para realizar la comunicación serie con el Arduino. De esta manera podíamos indicar al Arduino con que frecuencias y fases los LEDs debían de parpadear. El programa del Arduino se mantenía a la espera del amplificador para empezar la estimulación y así sincronizar las fases.
- **Llamadas a Matlab para detección de señal.** El procesamiento de señal realizado mediante las pruebas era realizado mediante programas desarrollados en Matlab. El script lanza una terminal, la cual mantiene abierto un entorno Matlab sin elementos gráficos, que está a la espera para recibir instrucciones de procesar datos.
- **Realimentación.** Por último, mediante mensajes por pantalla se realizaba una realimentación de los resultados obtenidos.

La realimentación al sujeto de los resultados obtenidos durante la detección de las frecuencias SSVEP, es realizada para comprobar si con el entrenamiento, los sujetos son capaces de mejorar su rendimiento a lo largo de las pruebas. La detección de SSVEP

mediante Matlab es realizada de forma sencilla con el algoritmo CCA y un filtro paso banda de 8Hz a 60Hz.

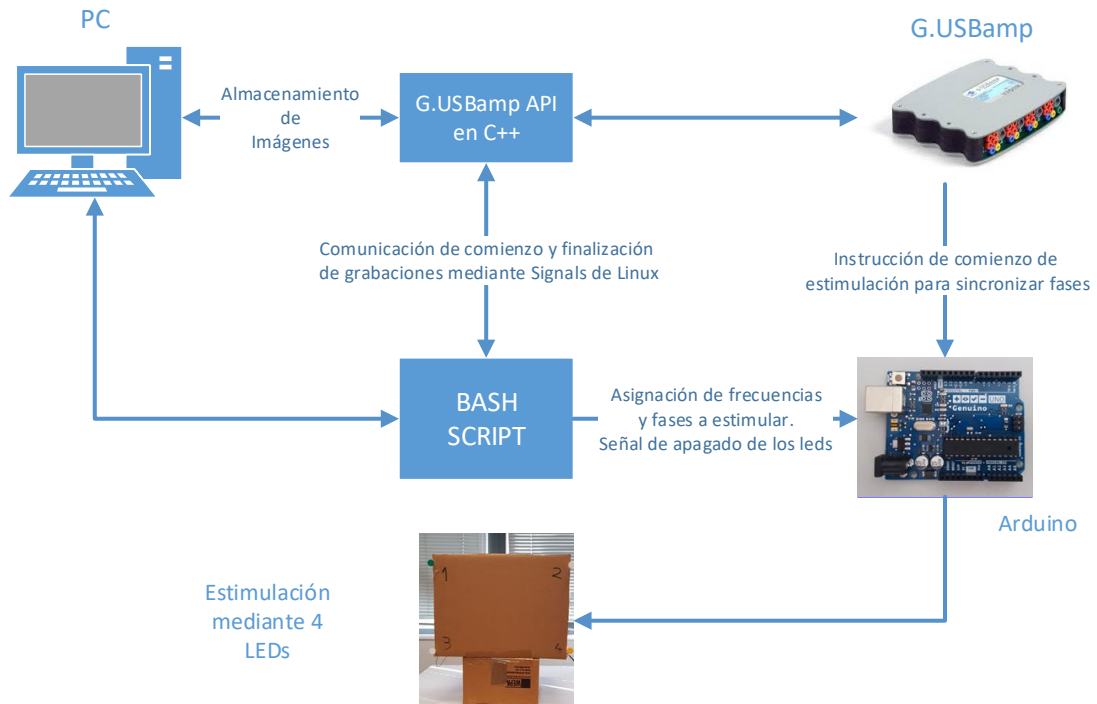


Ilustración 27. Esquema del sistema BCI realizado en este proyecto.

3.4 Detección de SSVEP para BCI.

Uno de los objetivos principales de este proyecto es analizar, con nuestros propios datos, diferentes métodos utilizados para la detección de señal SSVEP. Como ya se ha comentado, el procesamiento de señal es realizado para poder conocer sobre qué estímulo el sujeto está fijando la mirada. Los estímulos, por norma general, se codifican en frecuencia, en fase, o de ambos a la vez. En este apartado **se han escogido varios métodos ampliamente utilizados en la bibliografía tanto de detección de frecuencia como de detección de fase.** Principalmente, se ha profundizado en los métodos mediante CCA por su comprobada eficacia tanto en la literatura como a lo largo de ese proyecto.

3.4.1 Filtrado y preprocesado

Para una comparación eficaz de los diferentes métodos se ha decidido realizar un preprocesado muy sencillo, ya que para analizar los métodos de preprocesado más eficaces deberíamos compararlos uno a uno con todos los métodos de detección de señal y el presente proyecto se haría interminable. Por este motivo, el único preprocesado realizado ha sido:

- Filtrado paso banda de 6Hz a 80 Hz (si no se realiza procesado por banco de filtros), mediante la función `filtfilt()` de Matlab con filtro FIR. El filtro tiene una distorsión de fase nula.
- Normalización estándar con Z-Score de Matlab.

3.4.2 Detección de frecuencia mediante el estudio de la densidad espectral de potencia.

Uno de los métodos más utilizados en la literatura, para determinar la frecuencia de estimulación SSVEP, es el estudio de la densidad espectral de potencia (Fernandez-Vargas et al., 2013a). Este procesamiento de señal es simple, se realiza mediante la transformada

rápida de Fourier de un solo canal o de una configuración bipolar de canales (resta de las señales de dos canales diferentes para eliminación de ruido). Para la detección de señal se define en primer lugar la definición de SNR tal que:

$$SNR = \frac{S(f)}{B(f)}$$

Siendo $S(f)$ la transformada de Fourier de la señal EEG grabada durante la estimulación SSVEP y $B(f)$ es la transformada de Fourier de una señal Basal. Se denomina **señal Basal** a aquella grabación EEG realizada a un sujeto en reposo, es el sujeto no recibe ningún tipo de estímulo ni realiza ningún tipo de acción. La grabación Basal, que suele ser de larga duración, debe ser enventanada y promediada una vez que se ha realizado la FFT para poder calcular la SNR. Una vez calculada la SNR, el sistema determina que la frecuencia con la que se ha estimulado el sujeto es aquella que maximiza la función SNR (si supera cierto umbral).

A continuación, se ha realizado un esquema del procesamiento típico realizado en detección mediante estudio de la densidad espectral de potencia:

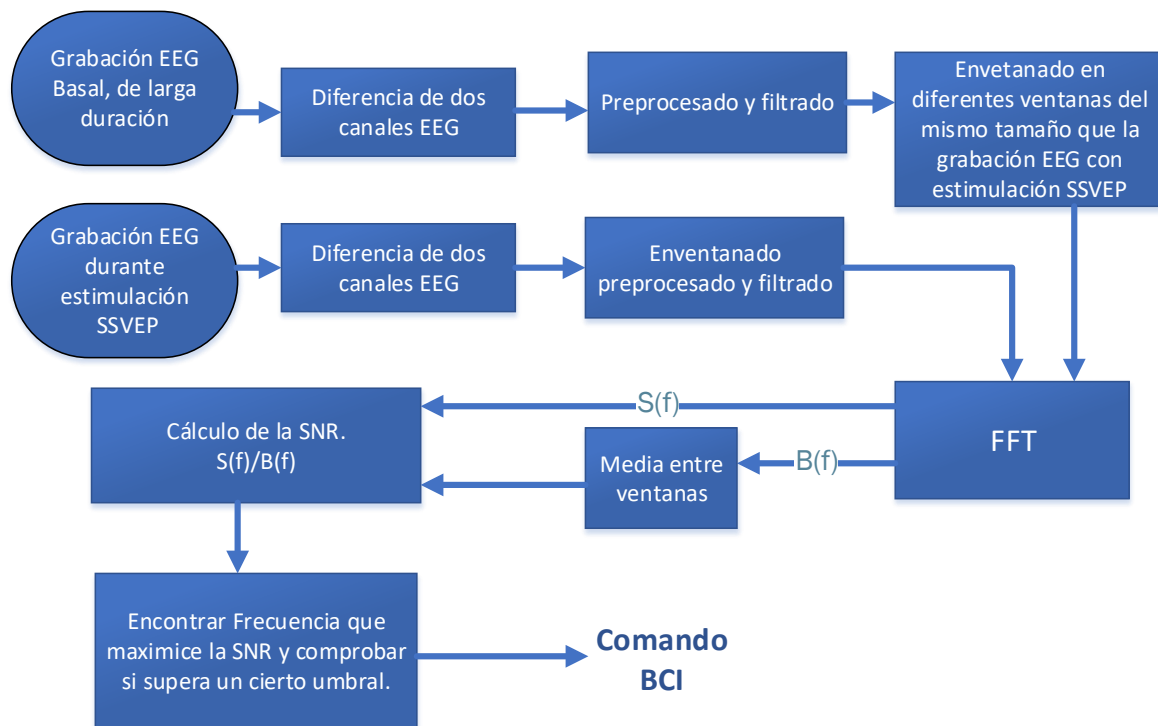


Ilustración 28. Diagrama de detección mediante análisis de potencias espectrales.

La detección SSVEP mediante FFT tiene ciertas desventajas sobre otros métodos:

- **Sólo se puede aplicar sobre un canal (o diferencia de dos canales).** Esto hace que puede ser necesario una fase previa para encontrar el canal, o el par de canales, que proporcionen un mayor nivel de detecciones.
- **El hecho de utilizar FFT hace que las grabaciones deban de ser de una determinada longitud,** para que, una vez realizada la FFT, se hayan podido calcular las densidades espectrales de frecuencia a las frecuencias usadas para la estimulación. Este hecho puede limitarte tanto en las frecuencias de estimulación utilizadas, como en la elección de la longitud de las grabaciones EEG.

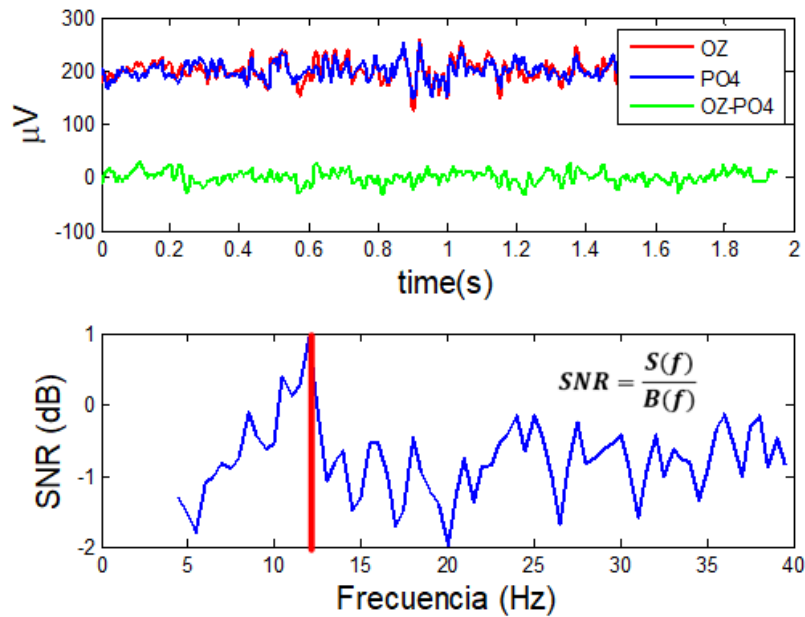


Ilustración 29. Detección de señal SSVEP a 12 Hz mediante análisis de potencias espectrales en el canal diferencia OZ-PO4.

3.4.3 Detección de fase mediante FFT

Uno de los métodos para obtener la fase más utilizados es mediante la transformada de Fourier. Si conocemos la frecuencia de la señal SSVEP (ya sea porque la hayamos conectado o la conocíamos previamente), podremos calcular el valor complejo espectral a esta frecuencia mediante FFT para conocer la fase inicial de las señales SSVEP de un canal individual. En varios artículos científicos (Chen et al., 2015b; Jia et al., 2011; NAKANISHI et al., 2014) que utilizan este método, escogen únicamente el canal OZ para la detección de fase, ya que como se ha descrito anteriormente los métodos mediante FFT sólo pueden trabajar con un solo canal (o diferencia de canales), y el Oz es el canal que suele producir una mejor calidad de señal FFT.

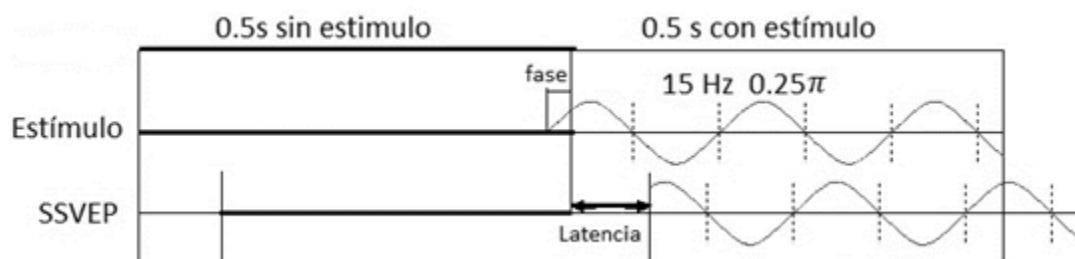


Ilustración 30. Diagrama temporal del desfase entre la señal de estimulación y la señal SSVEP generada por el sujeto. La señal SSVEP se retarda respecto a la estimulación por causas fisiológicas. Imagen de (Rico Maldonado, 2018).

Este tipo de detección tiene unas ciertas características:

- Al igual que la detección de fase mediante FFT, **sólo se aplica sobre un canal**. Una mala colocación de los electrodos o diferencias fisiológicas del usuario puede hacer que caiga el rendimiento.
- **Se debe presuponer que todos los sujetos tienen una misma latencia al generar SSVEP**. Diferencias del orden de milisegundos generan grandes diferencias de

fases. El documento (Chen et al., 2015b) muestra como en sus pruebas BCI esta latencia se mantiene constante, algo que no nos ocurre a nosotros como veremos en la sección de resultados.

- Si no se presupone que todos los sujetos generan una misma latencia es necesaria una fase previa para comprobar que latencia genera cada sujeto.

3.4.4 Detección de frecuencia mediante Análisis de Correlaciones Canónicas (CCA).

Aunque los métodos que estudian la densidad espectral de potencia mediante FFT han sido altamente probados y su eficacia es notable, este algoritmo puede ser muy sensible al ruido si la señal a analizar se escoge de un canal individual (o de la resta de dos canales). Los procesamiento de señal multicanal como el método CCA que usa la información de la covarianza entre canales puede que mejore la SNR (Lin et al., 2007).

EL método CCA es un método estadístico multivariable usado para encontrar correlaciones en dos conjuntos de datos. Si tenemos dos vectores $X = (x_1, \dots, x_n)$ y $Y = (y_1, \dots, y_n)$ de variables aleatorias, y existen correlaciones entre variables, el método CCA encontrará las combinaciones lineales de X e Y que maximicen esa correlación.

Dadas dos vectores $X = (x_1, \dots, x_n)$ e $Y = (y_1, \dots, y_n)$ formalmente definimos \sum_{XX} como la covarianza de X y \sum_{YY} como la covarianza de Y . Además, se define \sum_{XY} como la covarianza cruzada de X e Y , la cual se trata de un matriz en la que cada entrada (i,j) es la covarianza (x_i, y_j) . El método de correlaciones canónicas busca vectores W_x ($W_x \in \mathbb{R}$) y W_y ($W_y \in \mathbb{R}$) que maximicen la correlación $\rho = \text{corr}(W_x^T X, W_y^T Y)$, mediante la resolución de la siguiente ecuación:

$$MAX_{X,Y}(\rho) = \frac{W_x^T \sum_{XY} W_y^T}{\sqrt{W_x^T \sum_{XX} W_x^T} \sqrt{W_y^T \sum_{YY} W_y^T}}$$

Como sabemos, una señal periódica (como en el caso de la señal SSVEP) a una frecuencia f puede ser descompuesta en la serie de Fourier de sus armónicos $(\sin(2\pi ft), \cos(2\pi ft), \sin(4\pi ft), \dots)$. Por tanto, podemos utilizar CCA para buscar correlaciones en nuestra señal EEG multicanal con señales sinusoidales a determinadas frecuencias. En el algoritmo CCA las señales X serán las señales multicanal EEG y las señales Y_f , que tienen la misma longitud que X , serán un conjunto de señales sinusoidales armónicas entre sí, dispuestos de la siguiente manera:

$$Y_f = \begin{pmatrix} Yf_S1(t) \\ Yf_S1(t) \\ \vdots \\ Yf_SN_h(t) \\ Yf_CN_h(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sin(2\pi ft) \\ \cos(2\pi ft) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h ft) \\ \cos(2\pi N_h ft) \end{pmatrix}$$

Donde N_h es el número de armónicos, f la frecuencia de la señal referencia, S indica señal seno y C señal coseno. La gráfica a continuación puede ayudar a entender este concepto de procesamiento de señal EEG de N canales mediante CCA:

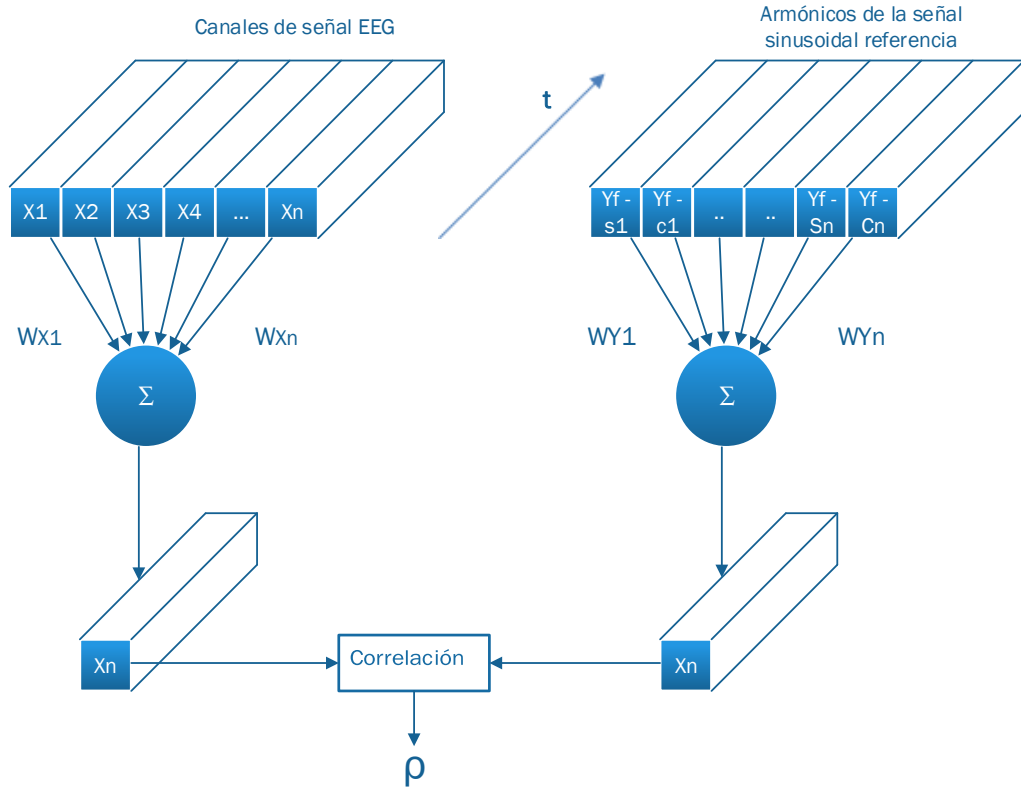


Ilustración 31. Diagrama método CCA genérico.

Este sistema CCA nos proporciona un eficaz método de detección SSVEP. Suponiendo que se ha realizado un BCI con K frecuencias de estimulación, f_1, f_2, \dots, f_k y que la señal analizada ha sido adquirida con N canales y una ventana de L segundos. El sistema se basa en que la señal con la frecuencia de estimulación f_s satisface que:

$$f_s = \max_f \rho(f), \quad f = f_1, f_2, \dots, f_k$$

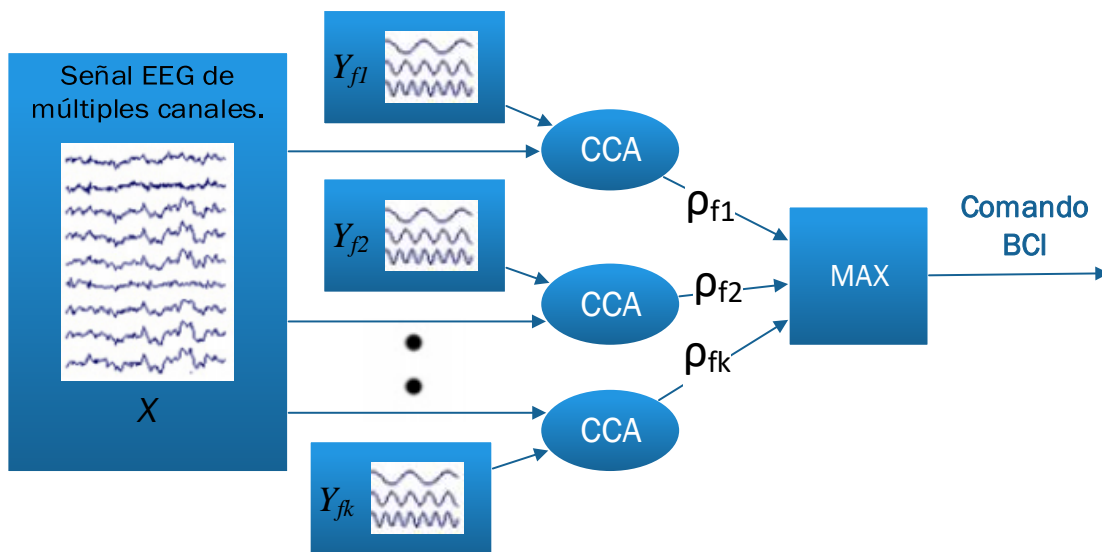


Ilustración 32. Diagrama de flujo del método CCA para detección de señal SSVEP.

3.4.5 Detección de frecuencia mediante Análisis de Correlaciones Canónicas con banco de filtros (FBCCA).

En (Chen et al., 2015a) se propuso utilizar un banco de filtros para mejorar los resultados obtenidos mediante la detección de frecuencias mediante CCA. Este método consiste en tres procedimientos bien diferenciados:

- Análisis del banco de filtros.
- CCA entre los componentes SSVEP de cada banda de frecuencias.
- Identificación de la frecuencia objetivo.

En este método, primero se realiza un filtro de bancos que realiza una descomposición de la señal EEG (X_{SBn}) en sub-bandas con múltiples filtros (SB_n) que tienen diferentes bandas de paso. Tras esta descomposición, se aplica el análisis CCA standard para cada una de las sub-bandas de forma separada y las señales de referencia Y_{fk} correspondientes a cada una de las frecuencias de estimulación. Para cada una de las k señales referencia, un vector de correlación ρ'_k que consiste en N correlaciones definidas de la forma siguiente:

$$\rho'_k = \begin{pmatrix} \rho_k^1 \\ \rho_k^2 \\ \vdots \\ \rho_k^N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho(X_{SB1}^T w_x(X_{SB1} Y_{fk}), Y_{fk}^T w_y(X_{SB1} Y_{fk})) \\ \rho(X_{SB2}^T w_x(X_{SB2} Y_{fk}), Y_{fk}^T w_y(X_{SB2} Y_{fk})) \\ \vdots \\ \rho(X_{SBN}^T w_x(X_{SBN} Y_{fk}), Y_{fk}^T w_y(X_{SBN} Y_{fk})) \end{pmatrix}$$

Donde $\rho(x,y)$ hace referencia a los coeficientes de correlación entre x e y . Además, al igual que en el algoritmo CCA (siendo N_h el número de armónicos):

$$Y_{fk} = \begin{pmatrix} \sin(2\pi f_k t) \\ \cos(2\pi f_k t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f_k t) \\ \cos(2\pi N_h f_k t) \end{pmatrix}$$

Una vez se han calculado cada una de las correlaciones CCA para cada una de las sub-bandas se realiza una suma ponderada que hará de característica a la hora de realizar la identificación de la frecuencia objetivo:

$$\rho'_k = \sum_{n=1}^N w(n) * (\rho_k^n)^2$$

Donde n es el índice de las sub-bandas. **Si tenemos en cuenta que la SNR de los armónicos de la señal SSVEP decrece con el incremento de las frecuencias**, (Chen et al., 2015a) propuso ponderar cada sub-banda de la siguiente manera:

$$w(n) = n^{-a} + b, \quad n \in [1 N]$$

Donde a y b son constantes que pueden calcularse para maximizar el nivel de detecciones de señal SSVEP. Para terminar con el algoritmo, cada ρ'_k correspondiente a cada una de las frecuencias de estimulación fue usado para determinar la frecuencia de los SSVEPs. La frecuencia con máxima ρ'_k es considerada como la frecuencia SSVEP.

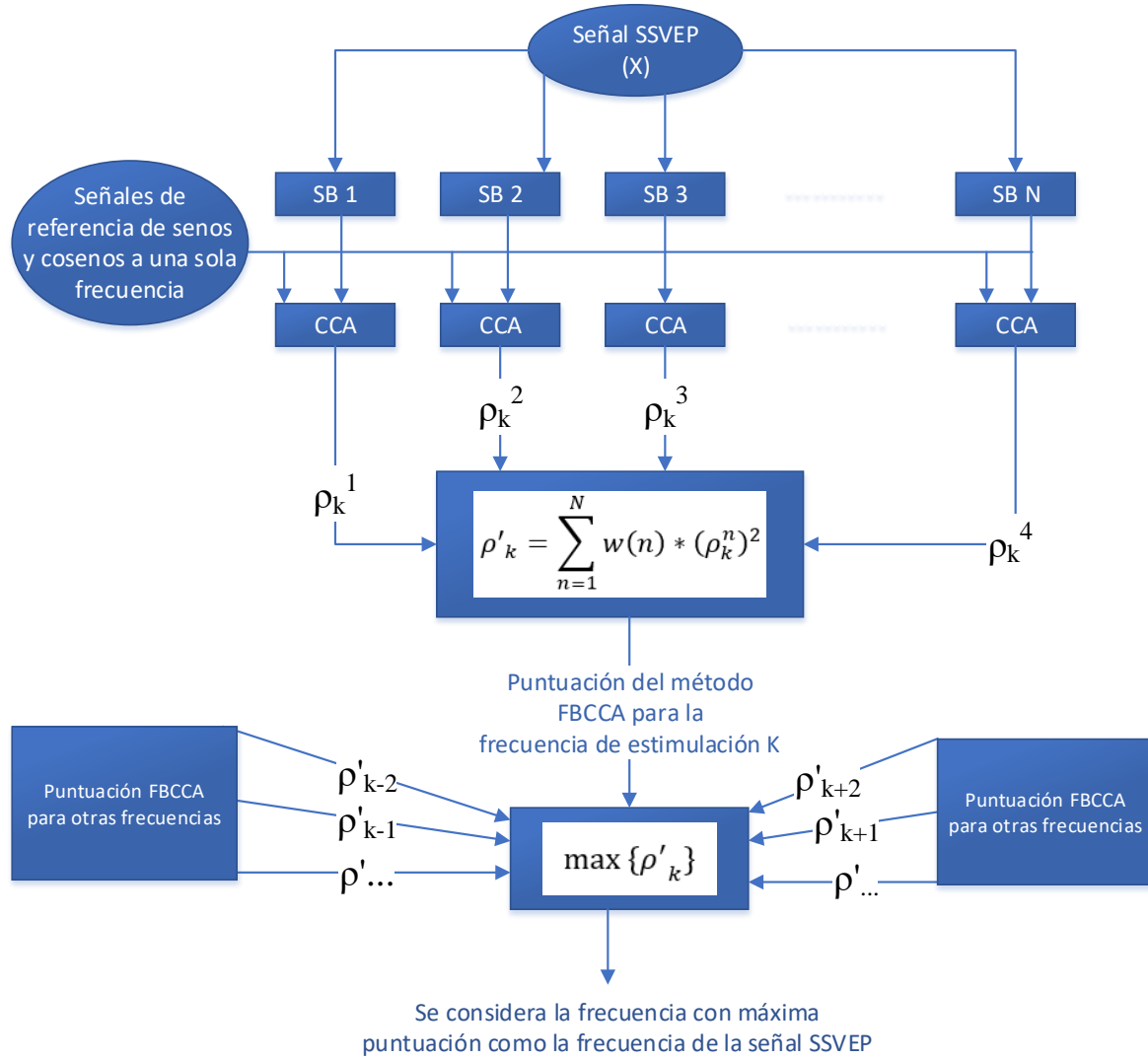


Ilustración 33. Diagrama de flujo del método FBCCA. En esta imagen cada SB indica un filtro para una determinada banda.

Según (Chen et al., 2015a) la señal SSVEP y sus armónicos tienen una SNR aceptable entre 8Hz y 88Hz, por lo que este rango de frecuencias fue el escogido para el banco de filtros. En la práctica, el rango del banco de filtros puede ser escogido para conseguir una optimización del BCI. En (Chen et al., 2015a), las frecuencias de estimulación fueron en el rango de [8-15.8] y se trabajó con los siguientes bancos de filtros (siendo SBn cada uno de los filtros):

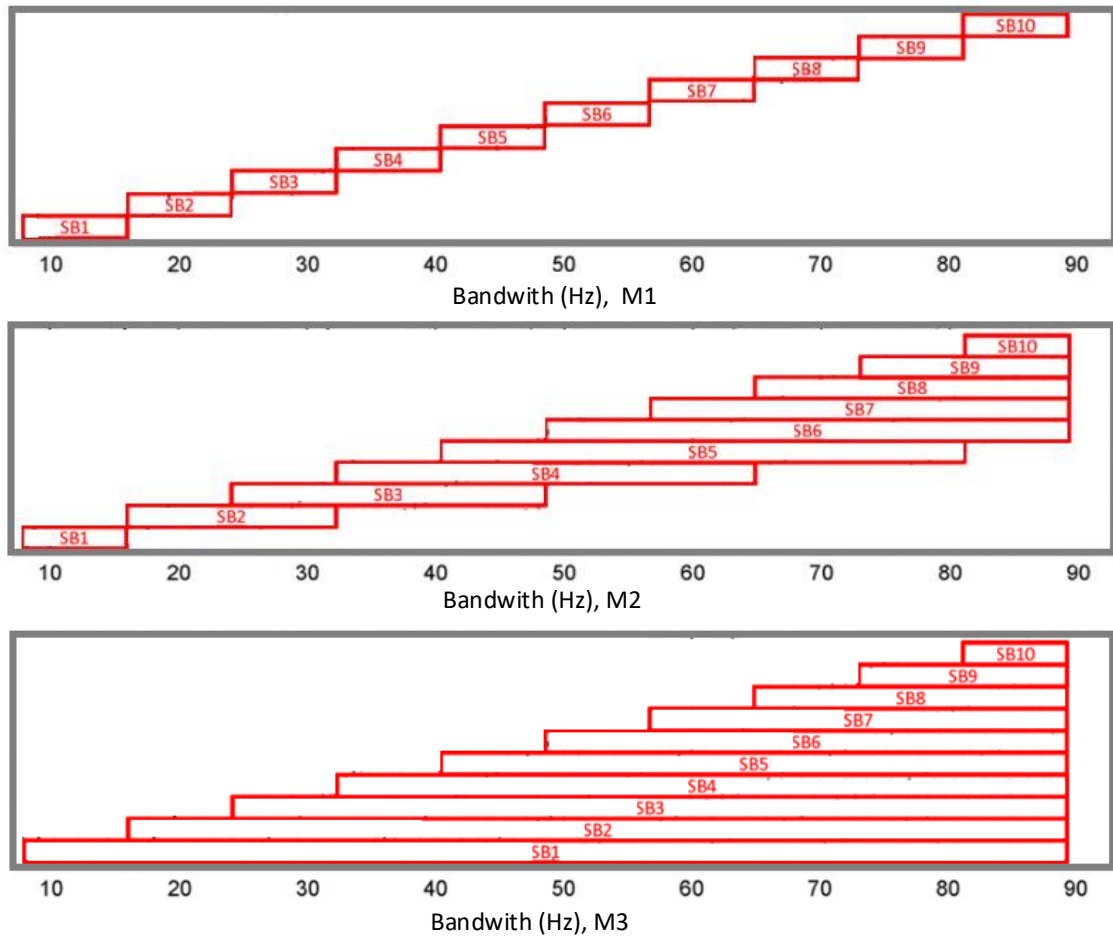


Ilustración 34. Diferentes bancos de filtros diseñado por (Chen et al., 2015a). *Es importante tener en cuenta que sus frecuencias de estimulación van de 8Hz a 16Hz.*

El banco de filtros M1 divide el ancho de banda en [8Hz 88Hz] en 10 sub-bandas, cada una con un ancho de banda de 8Hz. En el caso del método M2 cada una de las sub-bandas corresponde al ancho de banda que ocupan cada los armónicos de cada una de las frecuencias (la sub-banda correspondiente al armónico n corresponde a la banda de $[8n \text{ Hz } 16n \text{ Hz}]$). Por último, el banco de filtros M3, realiza sub-bandas que cubren múltiples bandas de armónicos de frecuencias con una frecuencia de corte (a altas frecuencias) igual al máximo de frecuencia de la señal SSVEP (90Hz).

En (Chen et al., 2015a) **tras realizar varias pruebas con 12 sujetos, llegaron a la conclusión que el banco de filtros M3, era aquella que proporcionaba un mejor rendimiento en la detección de señal SSVEP.**

3.4.6 Detección de codificación mixta de frecuencia y fase mediante Análisis de Correlaciones Canónicas con información individual de entrenamiento.

Este método propuesto por (NAKANISHI et al., 2014), es **utilizado en estímulos donde hay codificación mixta de los estímulos**, (tanto de frecuencia como de fase) ya que pretende unir ambas detecciones en un solo paso. En este método, la información de training puede ser obtenida mediante la media de diferentes grabaciones de entrenamiento a una misma frecuencia y fase.

Para identificar un estímulo entre los k estímulos visuales, se calculan coeficientes de correlación entre las proyecciones de las señales de test X y señales de entrenamiento X'_k usando filtros espaciales basados en CCA. De forma más específica se utilizan los siguientes tres vectores de peso como filtros espaciales para maximizar el SNR de los SSVEPs: (i) $W_x(XX'_k)$ entre el conjunto de datos de test X y las señales SSVEP de entrenamiento X'_k , (ii) $W_x(XY_{fk})$ entre las señales seno-coseno de referencia y las señales X de test, y (iii) $W_x(X'_kY_{fk})$ entre las señales de entrenamiento X'_k y las señales de referencia seno-coseno Y_{fk} . Para el estímulo k, un vector de correlaciones ρ_k es calculado de la siguiente manera:

$$\rho_k = \begin{pmatrix} \rho_k(1) \\ \rho_k(2) \\ \rho_k(3) \\ \rho_k(4) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho(X^T W_x(XY_{fk}), Y^T W_y(XY_{fk})) \\ \rho(X^T W_x(XX'_k), X'^T_k W_y(XX'_k)) \\ \rho(X^T W_x(XY_{fk}), X'^T_k W_y(XY_{fk})) \\ \rho(X^T W_x(XY_{fk}), X'^T_k W_y(X'_k Y_{fk})) \end{pmatrix}$$

Y, una vez que se obtiene el vector de correlaciones para un determinado estímulo se halla su puntuación, para una posterior clasificación, mediante la siguiente ecuación:

$$\rho'_k = \sum_{n=1}^4 \text{sign}(\rho_i) \cdot \rho^2$$

Donde $\text{sign}()$ es usado para mantener la información discriminativa de coeficientes de correlación negativa ente las señales de test y referencia (como, por ejemplo, señales de misma frecuencia, pero diferencias de fase de 90°) y así poder distinguir entre estímulos con diferentes fases. Aquel estímulo que obtenga un mayor ρ'_k es escogido como el que está generando la señal SSVEP.

$$\text{Estímulo escogido} = \max\{\rho'_k, k = 1, 2, 3 \dots\}$$

A continuación, se ha realizado un dibujo esquemático que explica de forma detalla la detección de señal detección de codificación mixta de frecuencia y fase mediante análisis de correlaciones canónicas con información individual de entrenamiento. Donde $\rho(a,b)$ o “correlación” indica correlación de tipo Pearsons’s entre a y b. Para combinar estas correlaciones, se realiza la siguiente suma ponderada como valor final de la identificación del estímulo SSVEP:

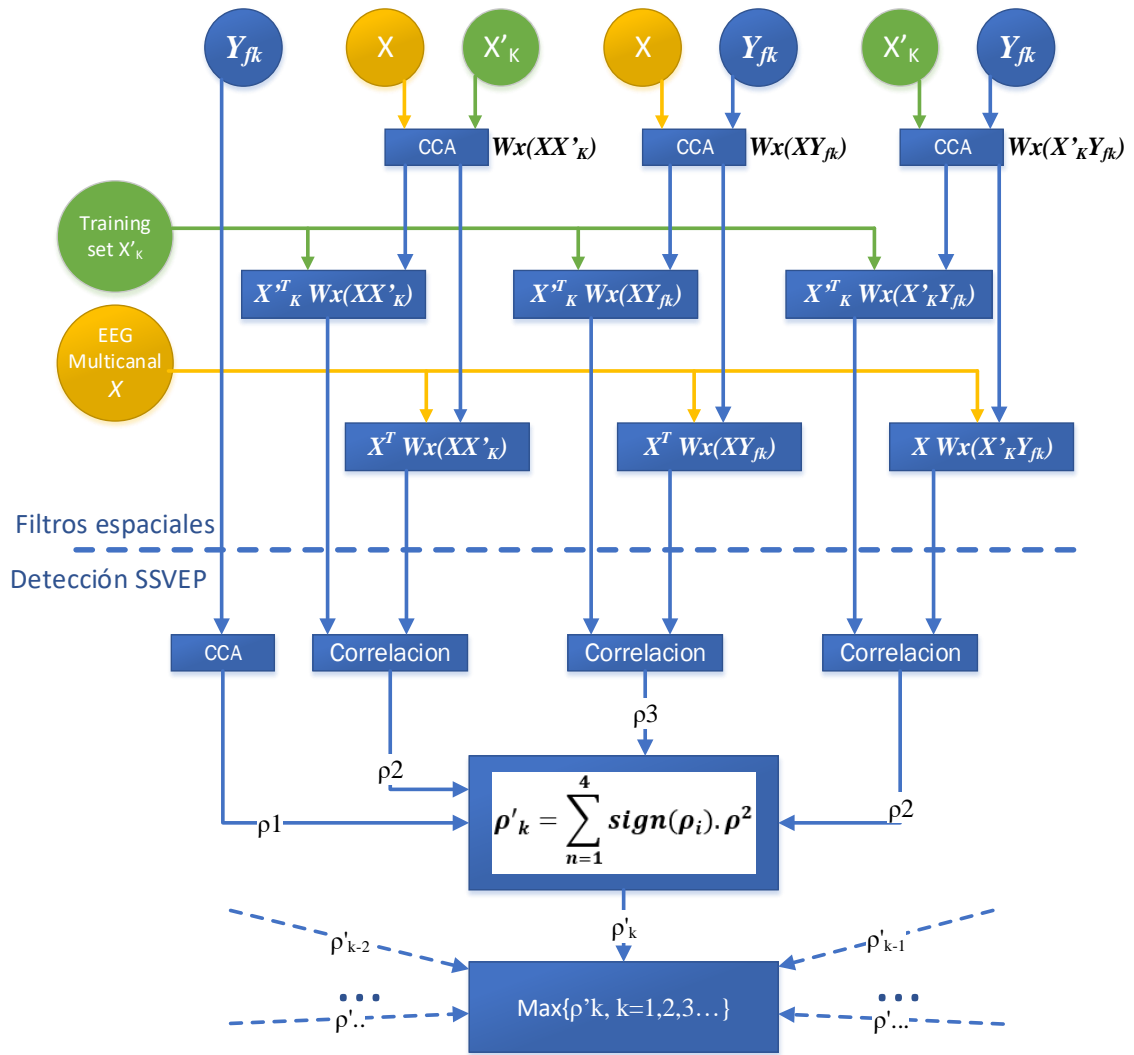


Ilustración 35. Diagrama de flujo del método “Análisis de Correlaciones Canónicas con información individual de entrenamiento” por (NAKANISHI et al., 2014).

Es importante recalcar, en cuanto a la detección de fase, que este método se puede utilizar tanto para discriminar entre estímulos con la misma frecuencia, pero con distinta fase, como para maximizar la detección entre estímulos con diferentes frecuencias y con fases distintas qué maximice la detección por correlaciones.

3.4.7 Detección de codificación mixta de frecuencia y fase mediante Análisis de Correlaciones Canónicas con banco de filtros e información individual de entrenamiento.

Este método propuesto por (Chen et al., 2015a), es utilizado en BCIs donde hay codificación mixta, tanto de fase como de frecuencia y une los métodos de *Análisis de Correlaciones Canónicas con Banco de Filtros* y el método de *Análisis De Correlaciones Canónicas Con Información De Entrenamiento*. Como en el método de *CCA con información de entrenamiento*, la información de training se obtiene mediante la media de diferentes grabaciones de entrenamiento a una misma frecuencia y fase.

En las siguientes gráficas se puede observar cómo se realiza esta combinación de ambos métodos. En primer lugar, se realiza el banco de filtros tanto para la señal BCI SSVEP que queremos analizar como las señales de training para un determinado estímulo y una vez realizado, se realiza una extracción de características para cada una de las señales filtradas. Esta extracción de características no es otra cosa que el sistema CCA con información individual de entrenamiento. Una vez se ha calculado cada puntuación de cada característica para cada filtro, se realiza una suma ponderada exactamente igual que en el procedimiento de CCA con banco de filtros. Tras esto habremos calculado la puntuación que otorgamos a determinado estímulo y una vez que calculemos las puntuaciones para todos los estímulos, aquel estímulo que genere una mayor puntuación en el método será asignado como estímulo de la grabación SSVEP.

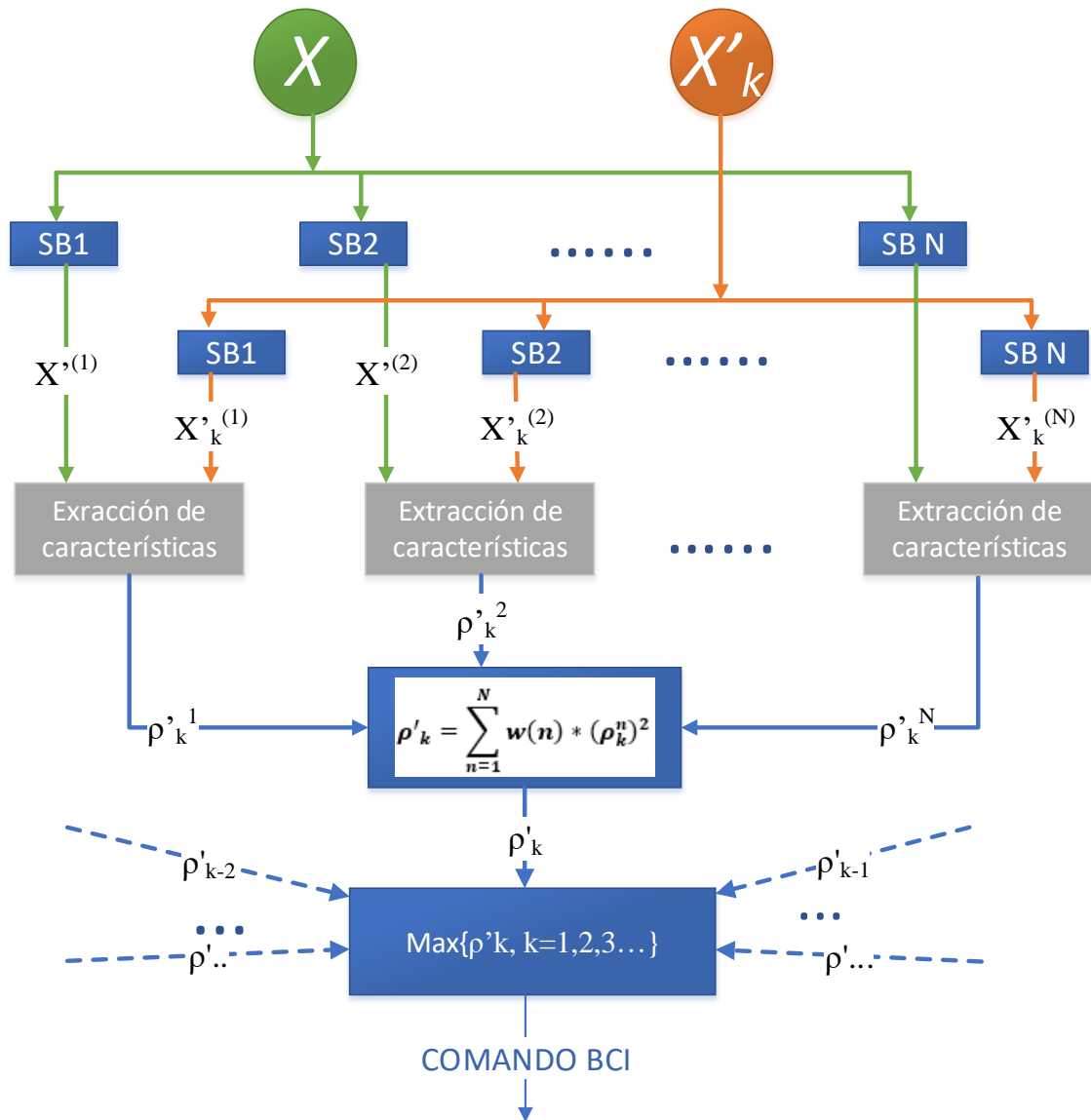


Ilustración 36. Diagrama de flujo del método Análisis de Correlaciones Canónicas con banco de filtros e información individual de entrenamiento por (Chen et al., 2015a).

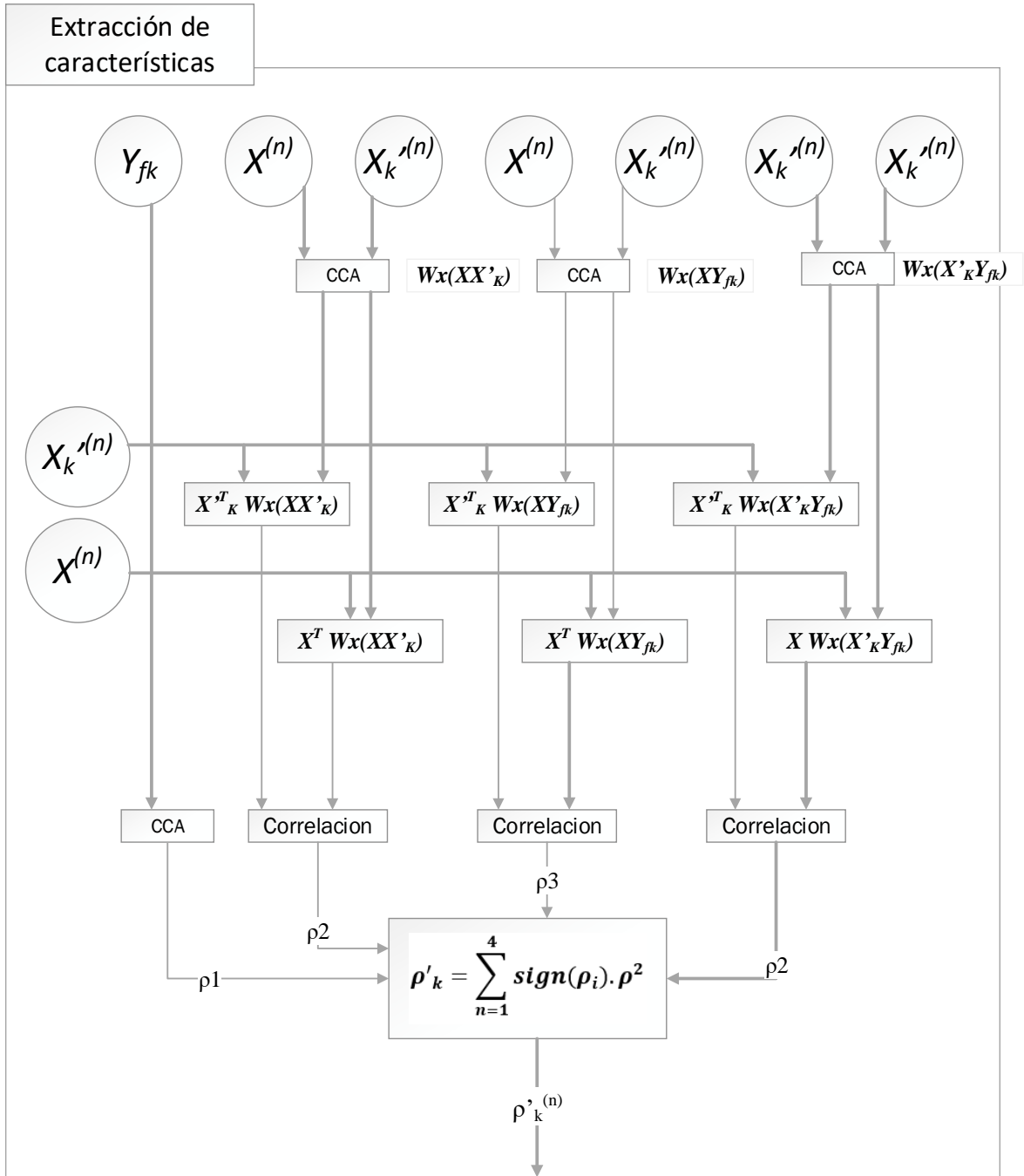


Ilustración 37. Fase de extracción de características del método Análisis de Correlaciones Canónicas con banco de filtros e información individual de entrenamiento por (Chen et al., 2015a).

3.5 Diseño de la experimentación con sujetos

Se ha realizado una base de datos de estimulación SSVEP algo extensa con 14 diferentes sujetos. El objetivo no es solo corroborar como es de efectivo nuestro sistema BCI, sino que también, esta base de datos pueda ser utilizada en futuros trabajos sobre SSVEP en el laboratorio GNB de la UAM. En esta base de datos se han realizado 3 pruebas de estimulación SSVEPs con 14 sujetos, de entre 20 y 30 años de edad, y cada una de las pruebas está pensada para comprobar ciertos parámetros que explicaremos en los resultados.

- **Prueba 1 - Estímulos codificados en fase y en frecuencia.** La primera prueba es la más extensa y consta de 40 grabaciones divididas en 5 repeticiones de 8 estimulaciones diferentes. Se ha realizado para que tuviera un formato similar a (Wang et al., 2017) y así, analizar los datos de forma más sencilla. La estimulación se ha realizado sólo con el encendido de un LED con 8 frecuencias de estimulación y 4 fases distintas tal que:

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
Frecuencia	8	9	10	11	12	13	14	15
Fase	0	$\pi/2$	π	$(3/2)\pi$	0	π	$(3/2)\pi$	π
Repeticiones	4							
Estimulación	1 LED cada vez							

- **Prueba 2 - Estímulos codificados en fase.** Tras la prueba 1 se realiza un análisis rápido de los datos CCA y se escoge la frecuencia de estimulación que ha proporcionado los mejores resultados. Esta frecuencia es utilizada para realizar un total de 12 grabaciones divididas con 4 fases distintas con un solo led encendido a la vez:

	E1	E2	E3	E4
Frecuencia	Mejor Frecuencia fase 1			
Fase	0	$\pi/2$	π	$(3/2)\pi$
Repeticiones	3			
Estimulación	1 LED cada vez			

- **Prueba 3 - Estímulos codificados en frecuencia y fase con las mejores 4 frecuencias.** Por último, en esta prueba se escogen las 4 mejores frecuencias de estimulación que han proporcionado mejores resultados en la prueba 1. Estas cuatro frecuencias son utilizadas para realizar una estimulación simultanea de los 4 leds a la vez con 4 fases distintas.

	E1	E2	E3	E4
Frecuencia	Mejores 4 frecuencias de la fase 1			
Fase	0	$\pi/2$	π	$(3/2)\pi$
Repeticiones	3			
Estimulación	1 LED cada vez			

Cabe decir que se han escogido como mejores frecuencias (de cada usuario) aquellas que proporcionan un mayor número de detecciones correctas de SSVEP mediante CCA y, si el número de detecciones de dos frecuencias es igual, aquella que genere una mayor puntuación CCA (normalizada a la potencia total de las puntuaciones CCA para todos los estímulos) será la escogida.

Aunque se ha explicado cómo se han realizado las pruebas con anterioridad, a continuación, hay un pequeño resumen de los parámetros que creemos importantes:

- Estimulación por 4 LEDs, con señal de control de luminosidad sinusoidal.
- Grabaciones de 6 segundos. Donde el primer segundo
- 16 electrodos secos colocados en: FPZ, FP1, FP2, T7, T8, PZ, P3, P4, POZ, PO3, PO4, PO7, PO8, O1, O2 y OZ.
- Frecuencia de muestreo 512Hz. Amplificador programado para realizar filtro paso banda entre 5Hz y 60Hz y filtro de banda eliminada a 50Hz.
- Los sujetos son 10 chicos y 4 chicas sanos de edades entre los 20 a 30 años.
- Se han realizado un total, por persona, de 40 grabaciones en la prueba 1, 12 en la prueba 2 y 16 en la prueba 3.
- Los sujetos se colocaron a 50 cm de los estímulos.
- Realimentación al sujeto mediante detección CCA.

Cada una de las pruebas está realizada por un motivo diferente. La primera prueba tiene el mismo formato que la base de datos realizada por (Wang et al., 2017) y además de analizarse puede ser utilizada como información de training en los algoritmos y de ayuda para la adaptación al usuario. La segunda prueba, se ha realizado para poder analizar la fase de la señal SSVEP con una frecuencia que proporcione, para un determinado usuario, buena calidad SSVEP. La tercera prueba haría a su vez de la fase de interacción con el BCI (test) una vez que se ha recogido información de training y se han seleccionado las mejores frecuencias de estimulación.

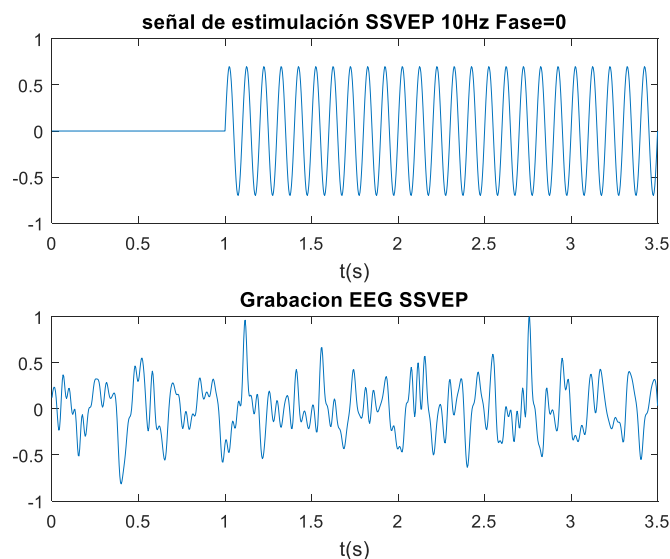


Ilustración 38. Ejemplo de la señal proporcionada por el electrodo OZ en una de nuestras grabaciones de electroencefalografía junto con la señal de estimulación SSVEp que recibió este sujeto.

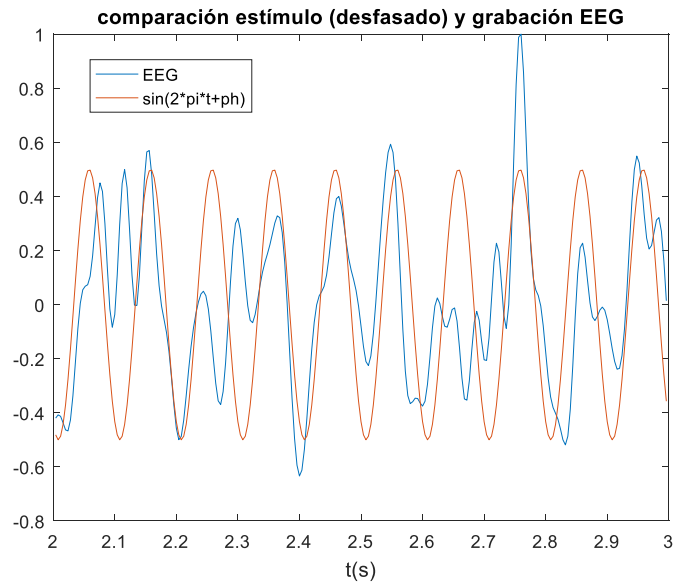


Ilustración 39. Superposición de señal EEG proporcionada por el electrodo OZ junto con la señal de estimulación que recibió el sujeto. La señal de estimulación está desfasada para compensar la latencia de generación de señal SSVEP por parte del usuario.

4 Pruebas y resultados

En este apartado de pruebas y resultados se va a realizar un análisis de las señales recogidas por las tres pruebas realizadas a 14 sujetos con diferentes métodos. Para corroborar el funcionamiento de los diferentes métodos, se compararán con la base de datos de (Wang et al., 2017), en la cual ya se han aplicado varios de estos métodos y se han mostrado los resultados. Este apartado está dividido en tres partes bien diferenciadas según sea la codificación de los estímulos analizados:

- **Resultados del análisis de estímulos codificados en frecuencia.**
- **Resultados del análisis de estímulos codificados en fase.**
- **Resultados del análisis de estímulos codificados en frecuencia y fase.**

En primer lugar, en la detección de estímulos codificados en frecuencia se comenzará con una comparación entre el método CCA y el PSDA comparando sus eficacias con un procesamiento de señal mínimo. Se continuará con un análisis de los filtros espaciales proporcionados por CCA y se terminará con un análisis de adaptación al usuario de: (i) los canales EEG que proporcionan mejor señal a cada individuo y (ii) las frecuencias que generan una mayor calidad de señal SSVEP.

En segundo lugar, se va a analizar la detección de fase SSVEP sobre la prueba 2 (realizada con estímulos a una misma frecuencia, pero 4 fases distintas) mediante los métodos de FFT sobre el canal OZ y con el método de *CCA con Información Individual de Entrenamiento* (NAKANISHI et al., 2014).

Por último, se ha querido analizar un sistema de codificación mixta de frecuencia y fase que maximice los niveles de detección cómo fue demostrado por (Chen et al., 2015b) con nuestra base de datos y con la proporcionada por (Wang et al., 2017).

Antes de comenzar con la sección, se debe aclarar que en nuestro sistema debemos detectar un estímulo SSVEP entre 8 posibles, tanto cuando analizamos la prueba 1 como cuando analizamos la prueba 3 para que los resultados de accuracy puedan ser comparados. Estos 8 estímulos se deben a los estímulos utilizados en el rango de 8Hz a 15Hz en pasos de 1Hz. Por otro lado cuando analizamos la base de datos de (Wang et al., 2017) se han utilizado 40 estímulos distintos y detectaremos un solo estímulo entre estos. El cálculo de *accuracy* se ha realizado de la siguiente manera:

$$Accuracy = \frac{\text{Número total de detecciones correctas}}{\text{Número total de grabaciones SSVEPs}}$$

Menos en la figura 52 y 53 (donde se estudia cada individuo de forma individual) todos los cálculos de *accuracy* son realizado para el conjunto de todos los sujetos de los que disponemos.

4.1 Detección de estímulos codificados en frecuencia.

4.1.1 Comparación métodos de detección de frecuencia CCA y análisis mediante espectro de potencia

Creemos que la mejor forma de comenzar es comparar los métodos de correlaciones canónicas con el análisis del espectro de potencia. Aunque en diversos artículos como en (Wang et al., 2015; Zhang et al., 2013) ya se ha refutado el mejor funcionamiento del método CCA, queremos hacer una pequeña comparación realizada tanto con la base de datos de la Tsinghua University como con los datos de la prueba 1 de nuestras medidas. Los parámetros con los que se han hecho esta comparación han sido los siguientes:

- En ambos métodos el preprocesamiento de señal ha consistido en un filtrado paso banda entre 6Hz y 80Hz.
- Se aplica PSDA sobre la diferencia de los canales OZ-POZ. Par de electrodos de eficacia demostrada en (Fernandez-Vargas et al., 2013a).
- El método CCA (ver apartado sobre CCA 3.4.4) se han utilizado como señales de referencia señales sinusoidales a la frecuencia de estudio más 5 señales armónicas. Parámetro escogido en base de (Chen et al., 2015b).
- En el estudio de CCA en la base de datos de Tsinghua University se han utilizado los electrodos Pz, PO5, PO3, POz, PO4, PO6, O1, Oz, y O2. Electrodo escogidos por (Chen et al., 2015b; Wang et al., 2017) para no sobrealimentar el método CCA.
- En el estudio de CCA sobre la prueba 1 de nuestra base de datos se han utilizado todos los electrodos (FPZ, FP1, FP2, T7, T8, PZ, P3, P4, POZ, PO3, PO4, PO7, PO8, O1, O2 y OZ)

En las próximas gráficas realizamos una comparación de ambos métodos sobre las dos bases de datos por separado. Se debe recordar qué si bien parece que ambas bases de datos se pueden comparar, en la base de datos de Tsinghua University se debe detectar un estímulo entre 40 mientras que en nuestra base de datos detectamos un estímulo entre 8.

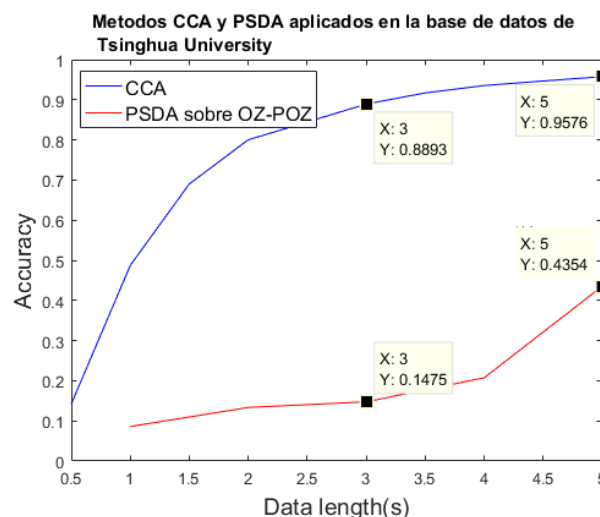


Ilustración 40. Comparación CCA y PSDA sobre la bases de datos de (Wang et al., 2017). *Los resultados obtenidos mediante CCA se aproximan mucho a los obtenidos en (Wang et al., 2017) por este mismo método.*

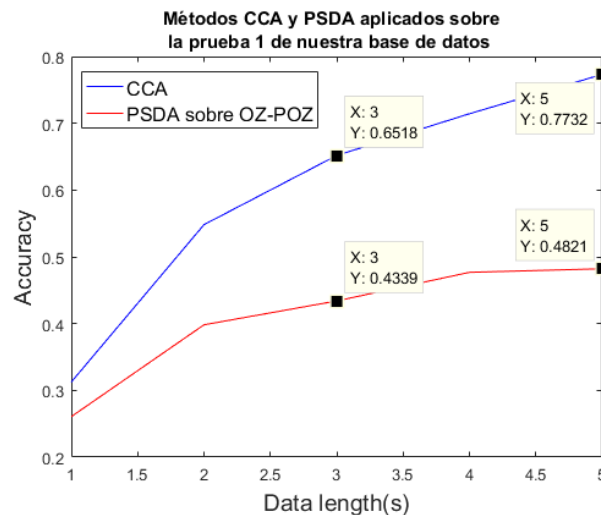


Ilustración 41. Comparación CCA y PSDA sobre la prueba 1 de la base de datos realizada en este proyecto.

Tras comprobar en este apartado que la detección mediante CCA es más efectiva que la detección mediante el análisis por espectro de potencia el resto de los estudios se realizarán mediante este tipo de detección.

4.1.2 Estudio de los filtros espaciales CCA

Como se ha explicado anteriormente, el método CCA en SSVEP aplica filtros espaciales sobre los canales de EEG para encontrar combinaciones lineales de estos canales que proporcionen correlaciones máximas con señales sinusoidales. A continuación, se puede ver una imagen de la media de las puntuaciones, para cada canal, de estos filtros espaciales sobre la prueba 1 de nuestra base de datos. Estas imágenes han sido obtenidas mediante la función topoplot() del toolbox de Matlab EEGLAB.

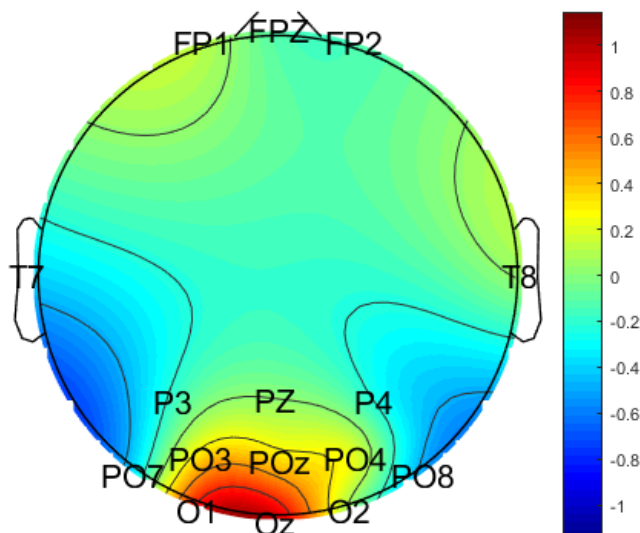


Ilustración 42. Media de filtros espaciales CCA en nuestra base de datos.

Las puntuaciones que nos proporcionan los filtros espaciales en nuestra base de datos mediante el método CCA nos indica, como esperábamos, que la señal SSVEP se genera sobre todo en la zona occipital. Para interpretar la imagen debemos entender que

puntuaciones positivas (rojo) indican que esos canales proporcionan señal SSVEP, mientras que puntuaciones negativas (azul) hacen la función de eliminación de señales cerebrales no deseadas. El área en verde nos indica que esos canales, de media, no tienen demasiada influencia en la detección SSVEP.

En la imagen los máximos positivos se generan en la zona occipital del cerebro (zona donde se genera la señal SSVEP) mientras que las zonas del parietal, con signo negativo, hacen la función de eliminación de ruido. Con todo esto podemos determinar que para el método CCA:

- Los electrodos que mejor señal SSVEP proporcionan son los de la zona occipital.
- Los electrodos de la zona parietal son buenos para una eliminación de señales cerebrales no deseadas.
- Los electrodos en los frontales y temporal, de media, tienen poca importancia en la detección de SSVEP mediante CCA.

Aunque pueda parecer que las puntuaciones que proporciona CCA estén bastante determinadas, y quizás no haga falta su uso. Es importante recalcar la alta variabilidad de las señales cerebrales tanto entre grabaciones con el mismo sujeto como entre sujetos debido a una gran cantidad de causas como: diferencias en la colocación de electrodos, diferencias fisiológicas entre sujetos, ruido por movimiento, etc.

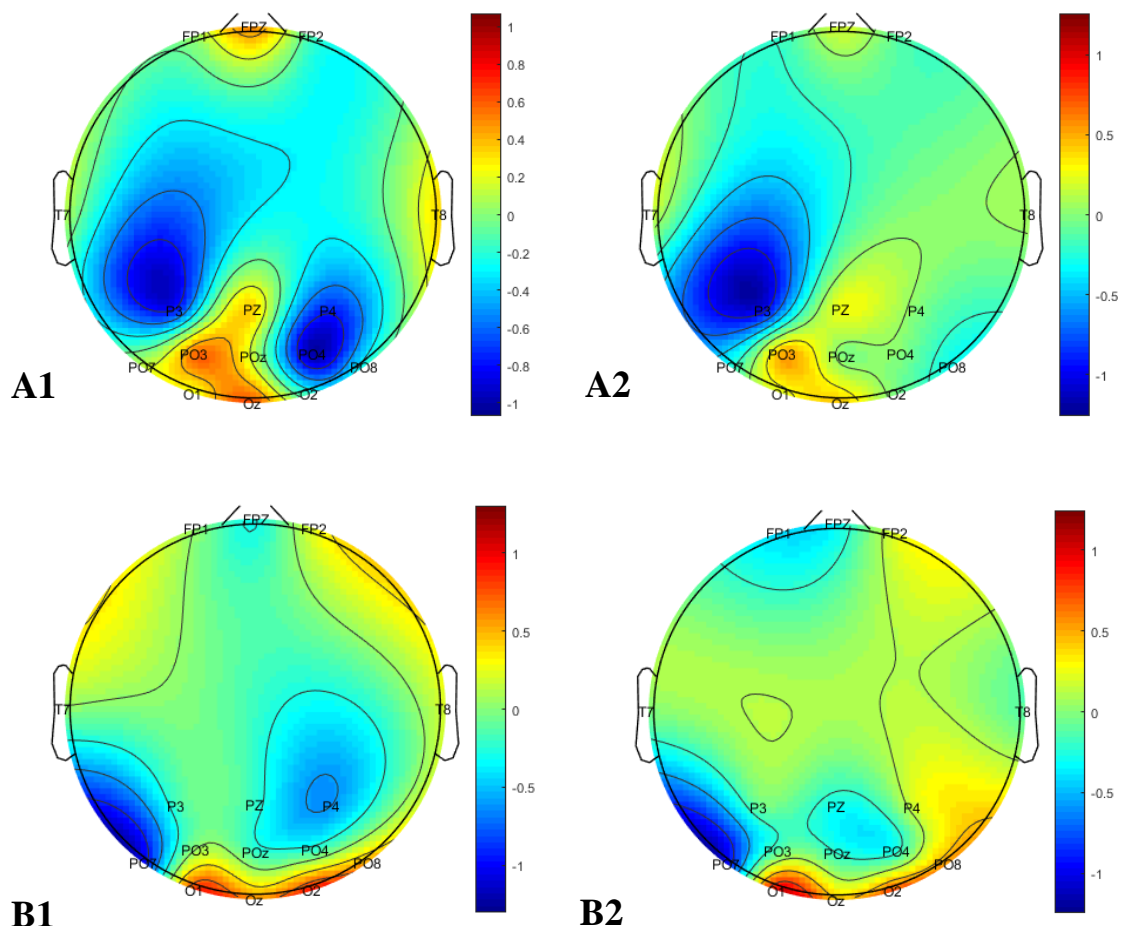


Ilustración 43: Ejemplos de filtros espaciales CCA. En esta imagen se puede observar las puntuaciones CCA para dos personas diferentes (A y B) para estimulación de 8Hz (1) y 9Hz (2).

4.1.3 Detección de frecuencia con el paso del tiempo

En este apartado se ha querido realizar un análisis de la variación de los niveles de detección en las diferentes fases de la prueba 1 para ver cómo responden los sujetos a los estímulos con el paso del tiempo. Además, como se comentó con anterioridad, se ha realizado una realimentación a tiempo real de los resultados obtenidos, mediante procesamiento de señal CCA, para ver si los sujetos son capaces de aprender a obtener unos mejores resultados. **Nuestra hipótesis inicial es que los resultados podrían mejorar con el paso del tiempo gracias a esta realimentación.**

Se debe recordar que la prueba 1 realizada en este proyecto está compuesta por 5 bloques de 8 estímulos mostrados al usuario en el mismo orden en cada bloque. Esto nos ayudará a ver cómo evoluciona el sujeto a lo largo de la prueba 1 si analizamos bloque a bloque. A continuación, podemos ver las gráficas de detección de señal SSVEP, para todos los sujetos, mediante procesamiento CCA:

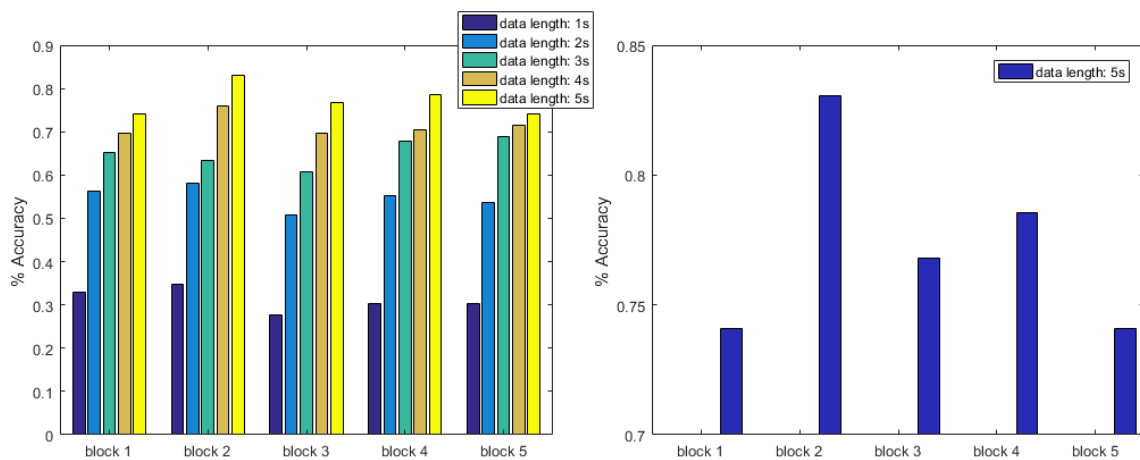


Ilustración 44, Ilustración 45. Accuracy por cada bloque de la prueba 1. *A la izquierda se muestra el porcentaje de acierto en la clasificación por bloque en diferentes tamaños de señal. En la imagen de la derecha se muestra el porcentaje de acierto en la clasificación sólo para tamaños de 5 segundos para mejorar la visualización.*

En estas imágenes lo que podemos observar es que no hay una tendencia a que con el paso del tiempo se mejoren los niveles de detección, aunque los sujetos hayan obtenido feedback de los resultados obtenidos, y esto desmiente nuestra hipótesis inicial. Lo que sí podemos observar en estas imágenes es que el segundo bloque es con diferencia donde los sujetos han obtenido unos mejores resultados y que los bloques 3,4 han obtenido resultados significativamente mayores que el primero y el último. Estos resultados, y esto queda dentro de nuestras suposiciones, nos pueden dar muestras de cómo son los niveles de atención de los sujetos a los estímulos a lo largo de la prueba. No debemos olvidar que las señales SSVEP se generan con mayor amplitud cuanto más atención preste el sujeto al estímulo, y no basta con que estos estímulos estén dentro del campo visual (Fernandez-Vargas et al., 2013a).

Para terminar en este apartado debemos decir que estos resultados no son concluyentes a la hora de determinar el efecto de la realimentación sobre la detección CCA, ya que, para analizarlo de forma correcta se deben hacer estudios futuros que comparen niveles de detección tanto con realimentación al usuario como sin realimentación.

4.2 Personalización del interfaz cerebro máquina

Uno de los objetivos principales de este proyecto era estudiar la personalización del interfaz cerebro máquina a los sujetos. En este trabajo nos hemos centrado en la personalización tanto de elección de las mejores frecuencias como en la elección de los mejores electrodos. Para ello se ha realizado un estudio sobre la prueba 1 eligiendo los mejores electrodos y frecuencias para luego ser comparado con los niveles de detección de la prueba 3.

Es importante destacar, que en la prueba 1 se realiza detección de un estímulo frente a 8 estímulos distintos, procesamiento que se ha mantenido en el análisis mediante CCA de la prueba 3 para que los resultados puedan ser comparables.

4.2.1 Elección individualizada de los mejores estímulos.

Tras la realización de la prueba 1, se analizaron, para cada sujeto, qué frecuencias proporcionaron una mejor calidad de señal y un número mayor de detecciones. Tras este estudio se eligieron las 4 frecuencias con la que se realizó la prueba 3, qué consistió en la estimulación simultanea de 4 leds con las mejores frecuencias y 4 fases distintas. Cabe recordar que, aunque en la prueba 3 sólo utilizamos 4 estímulos, para que ambos métodos fueran comparables se ha realizado detección de un estímulo entre los 8 posibles estímulos con los que hemos realizado nuestro sistema.

Los resultados de realizar el análisis CCA sobre ambas pruebas se han graficado en las imágenes que se muestran a continuación. La primera gráfica nos muestra una mejora en la detección en un 10% aproximadamente, sobre una estimulación de 5 segundos en la detección con mejores frecuencias. Y en la segunda gráfica, se muestran los porcentajes de cuántas veces sobre el total un estímulo ha sido elegido dentro de los 4 mejores estímulos individuales. Gracias a esta gráfica se puede verificar algo que sabíamos de antemano por la literatura: se consigue una mejor calidad de señal SSVEP en las frecuencias bajas.

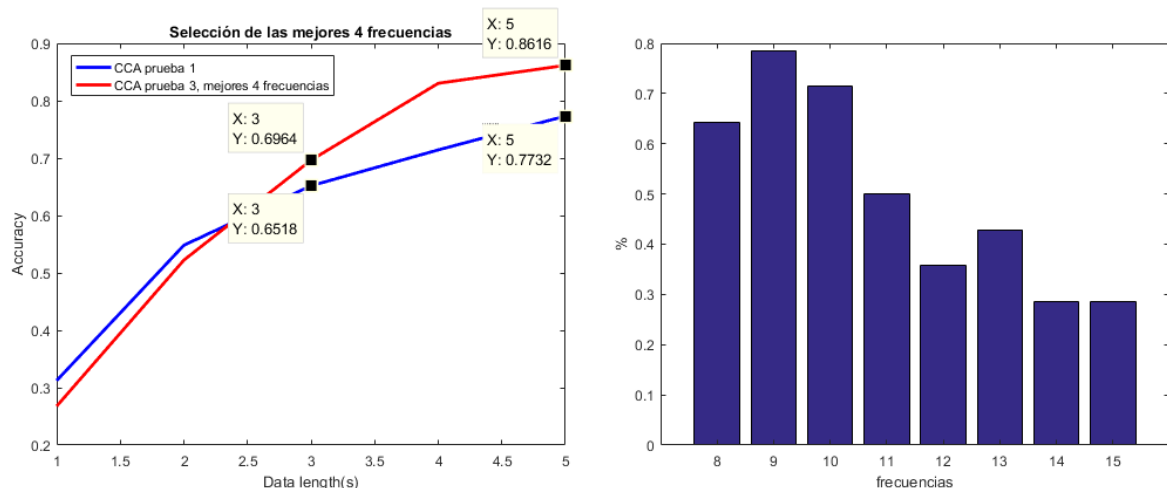


Ilustración 46, Ilustración 47. Resultado de elección de las mejores frecuencias individuales.

La imagen de la izquierda nos muestra una comparación, para el conjunto de todos los sujetos, de la detección de CCA sobre la prueba 1 y los resultados de CCA sobre la prueba 2 donde hay elección de mejores frecuencias. En la imagen de la derecha se muestra el porcentaje en el que una frecuencia ha sido escogida dentro de las 4 frecuencias de estimulación de la prueba 2.

4.2.2 Elección individualizada de los mejores electrodos.

De manera *offline* se han analizado, para la prueba1, el conjunto de electrodos que son más eficaces para la detección de SSVEP para un determinado usuario de la siguiente manera:

1. Analizo mediante CCA la señal SSVEP de una persona con los 16 electrodos de la prueba.
2. Tras el primer análisis con todos los electrodos, elimino la señal de un electrodo y vuelvo a analizar la señal SSVEP.
3. Si consigo mejores prestaciones sin ese electrodo, lo elimino de forma permanente.
4. Realizo los pasos 2 y 3 con todos los electrodos.
5. Adjudico a cada usuario sus mejores electrodos

Una vez escogido los electrodos que me proporcionan un mejor nivel de detección SSVEP para un determinado usuario analizo, para ese sujeto, la prueba 3 solamente con la señal proporcionada por esos electrodos escogidos. Los resultados de la precisión que se han adquirido con este método se pueden ver en las siguientes gráficas:

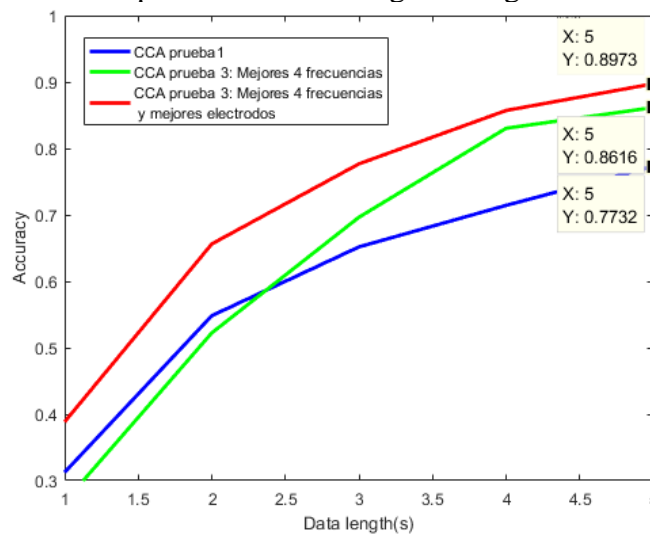


Ilustración 48. Resultado de la detección con selección de mejores electrodos y mejores frecuencias.

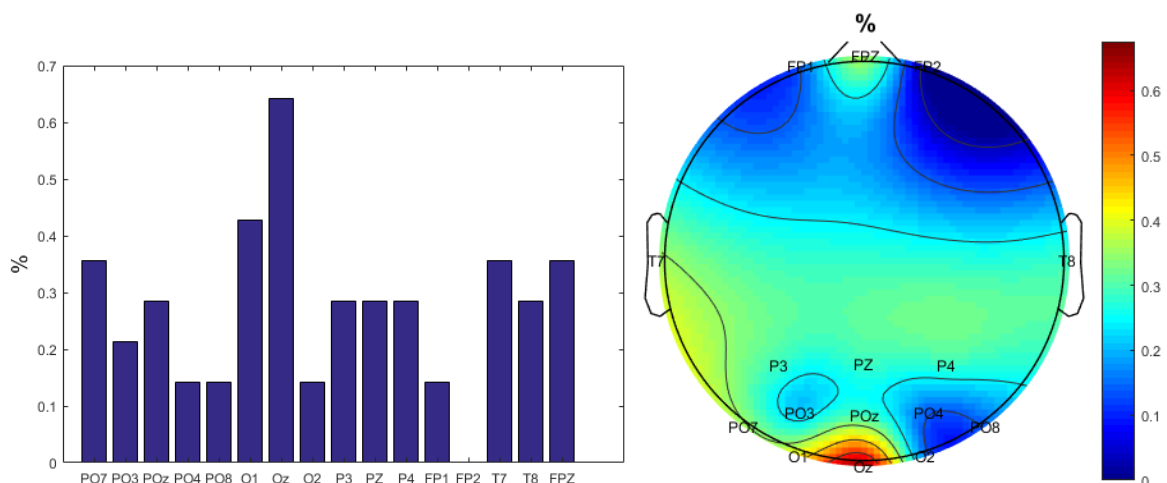


Ilustración 49, Ilustración 50. Porcentaje de las veces que cada electrodo ha sido escogido para formar parte de la detección de SSVEP en la prueba 3, con el método de selección de las mejores referencias.

En cuanto a la elección de los electrodos más escogidos, puede verse que los resultados son parecidos a las gráficas de filtros espaciales CCA en la sección 4.1.2. Es decir, los electrodos más determinantes en el análisis CCA son los de la zona occipital. En cuanto al nivel de detección de la señal SSVEP puede comprobarse que, con la elección conjunta de las mejores frecuencias y la elección mejores electrodos aumentamos en 13% el número de detecciones. A continuación, podemos observar los resultados por sujeto del porcentaje de acierto tanto con personalización de mejores frecuencias y mejores electrodos:

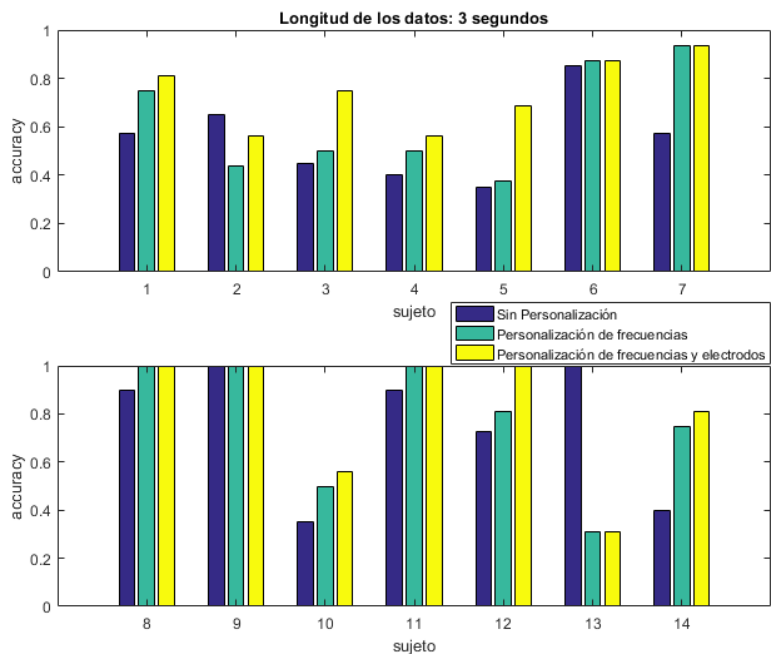


Ilustración 51. Detección mediante CCA por sujeto sin personalización, con personalización de frecuencias y con personalización de frecuencias y electrodos para una longitud de los datos de 3 segundos.

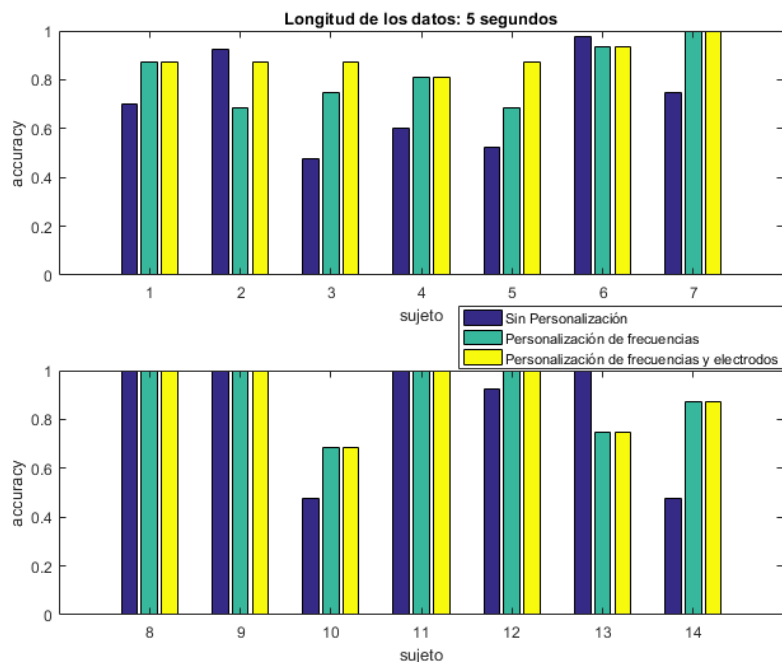


Ilustración 52. Detección mediante CCA por sujeto sin personalización, con personalización de frecuencias y con personalización de frecuencias y electrodos para una longitud de los datos de 5 segundos

4.3 Resultados en detección de estímulos codificados en fase

En este apartado hemos analizado la detección de la fase en señales SSVEP de las pruebas realizadas en nuestra base de datos únicamente. Para ello, hemos utilizado los dos métodos ya mencionados en las secciones 3.4.3y 3.4.6:

- Mediante la fase de la transformada de Fourier al canal OZ (sección 3.4.3)
- Mediante el algoritmo de detección “*Análisis de Correlaciones Canónicas con información individual de entrenamiento*” (sección.3.4.6).

4.3.1 Resultados de detección de fase mediante el análisis espectral de potencia del canal OZ.

Se han analizado los resultados de la prueba 1 mediante la detección de fase mediante FFT sobre el canal OZ. A continuación, se muestran los histogramas acumulados de las fases obtenidas, mediante este método, para cada uno de los 8 estímulos para todos los sujetos. El objetivo del estudio de estos histogramas es: (i) analizar cómo de consistente es este tipo de detección entre los sujetos y (2) observar si la latencia a la hora de generar la señal SSVEP es igual entre los sujetos.

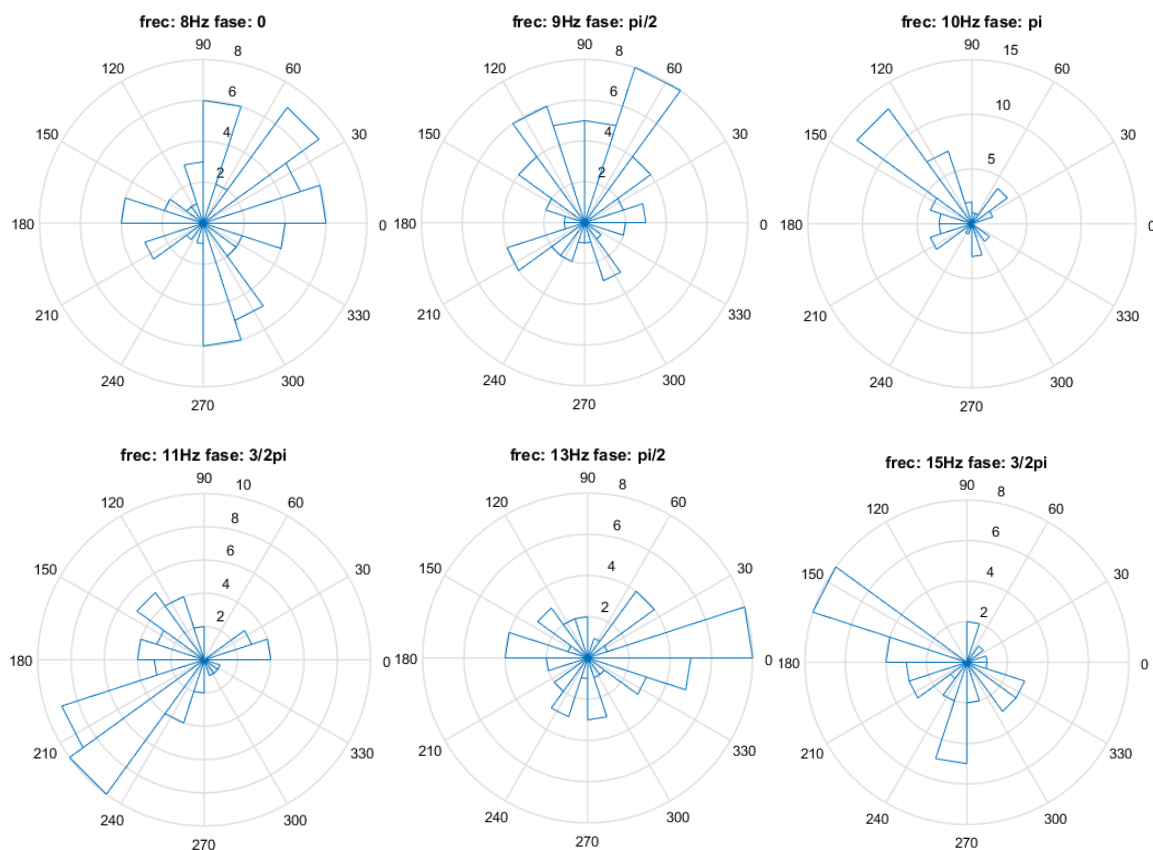


Ilustración 53. Histogramas de resultados acumulados, en todos los sujetos, de detección de la fase de cada estímulo mediante FFT (prueba 1).

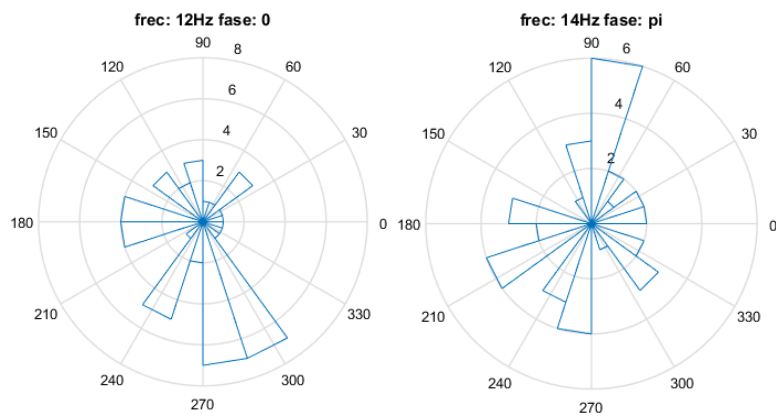


Ilustración 54. Histogramas de resultados, para todos los sujetos, de detección de la fase de cada estímulo mediante FFT en la prueba 1.

Lo que se observa al analizar los diferentes histogramas para cada estímulo es que las fases tienden a acumularse hacia ciertos sectores, aunque no de una forma perfecta. Esto en principio nos permitiría poder dividir el espacio de fases de tal forma que nos permitiría clasificarlas y realizar detecciones. La prueba número 2 estaba motivada para hacer un estudio más profundo de la fase en aquella frecuencia que el sujeto ha demostrado generar buena calidad de señal. Los resultados de las fases detectadas mediante FFT pueden verse a continuación:

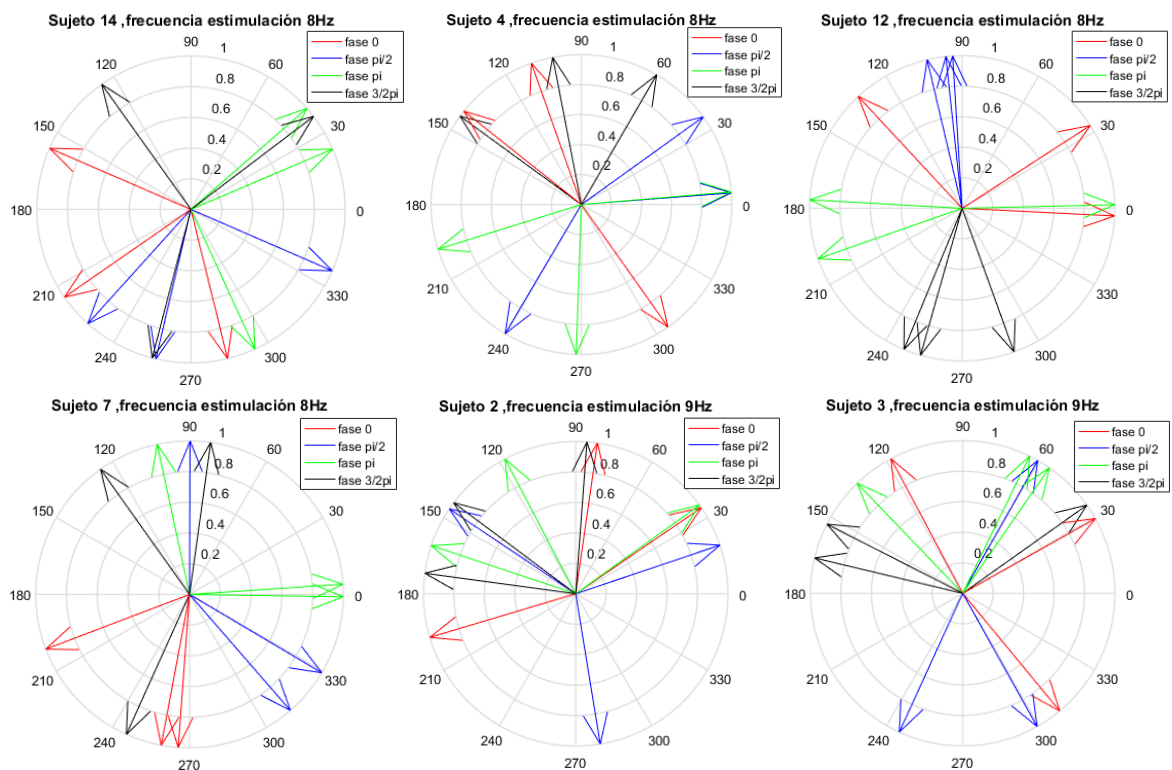


Ilustración 55. Resultados de la detección de fase mediante FFT en grabaciones de 5 segundos sobre la prueba 2 para cada uno de los 14 sujetos(1) . Imágenes ordenadas por frecuencias para facilitar de comparación.

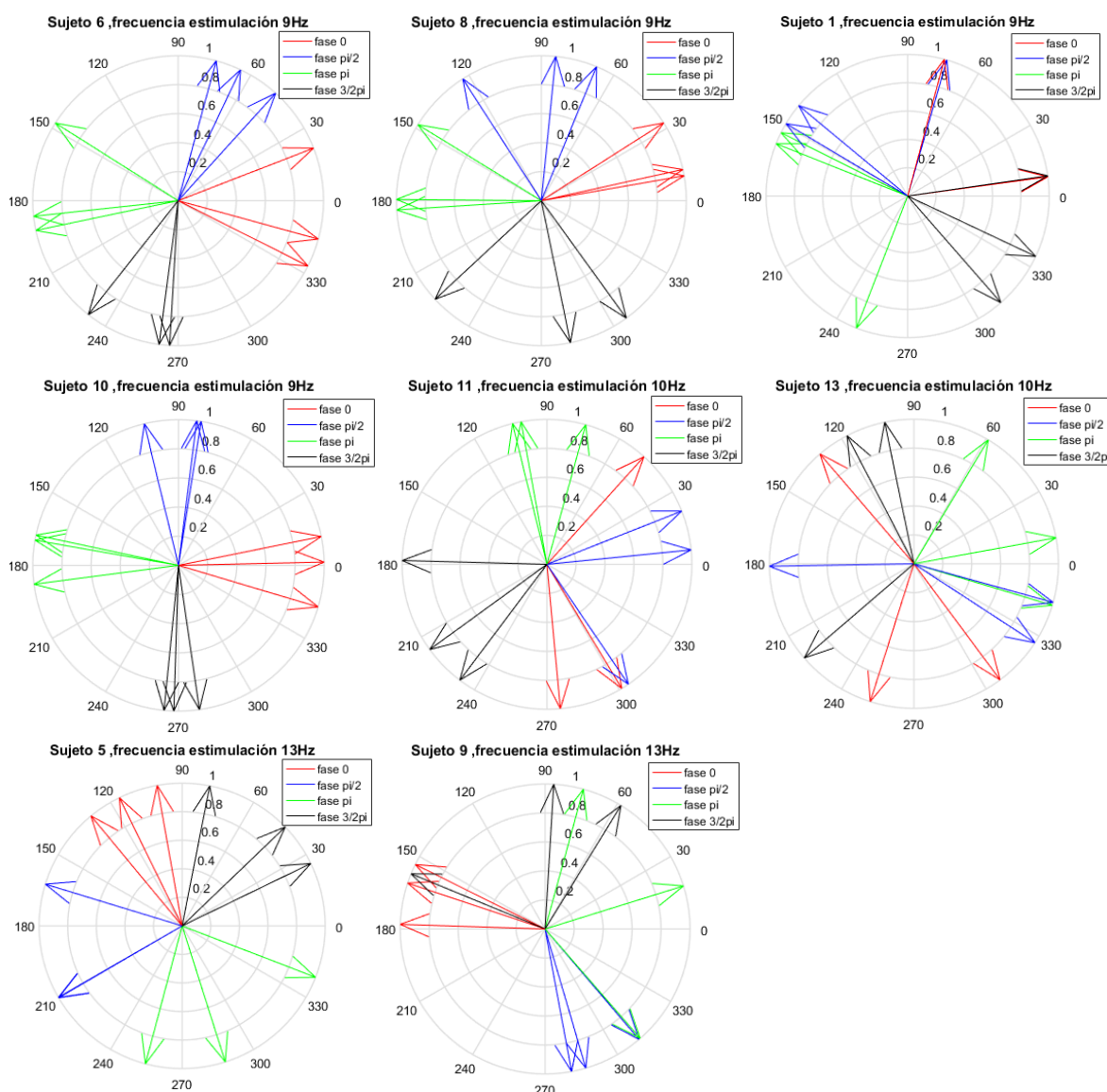


Ilustración 56. Resultados de la detección de fase mediante FFT en grabaciones de 5 segundos sobre la prueba 2 para cada uno de los 14 sujetos (2).

Lo que podemos deducir tras el análisis de estas gráficas es:

- En diferentes sujetos, con misma frecuencia y misma fase hay variabilidad en las fases detectadas. Esto nos indica que hay sujetos que tardan más que otros en generar señal SSVEP y desfasan la señal. Este desfase de señal será mayor cuanto más alta sea la frecuencia de estimulación.
- La variabilidad entre las fases detectadas entre sujetos nos indica que es necesario realizar una fase de entrenamiento que caracterice a cada sujeto.
- La detección de la fase SSVEP con este método debería realizarse haciendo una separación del espacio cíclico de las fases (0° a 360°) entre los 4 estímulos.
- Sin embargo, el método de detección mediante FFT no parece ser idóneo para detección de las fases si no se tiene una gran cantidad de grabaciones de entrenamiento por su alta variabilidad y cantidad de fallos, debido seguramente al hecho de considerar sólo un electrodo. Ya se demostró la baja eficacia de detección de frecuencias al utilizar un solo electrodos.

4.3.2 Resultados de detección de fase mediante el Análisis de Correlaciones Canónicas con información individual de entrenamiento.

Para utilizar este método se ha realizado la técnica “leave one out” sobre la prueba 2. Es decir, escogemos una señal a analizar y el resto de las señales son utilizadas como información individual de entrenamiento según se ha explicado en la sección 3.4.6. Como se ha explicado este análisis sirve tanto para detectar estímulos codificados en frecuencia como por fase, y puede ser utilizado para clasificar los estímulos de la prueba 2 en la que sólo hay codificación de fase. El accuracy obtenido mediante este método en la prueba 2 se puede ver a continuación:

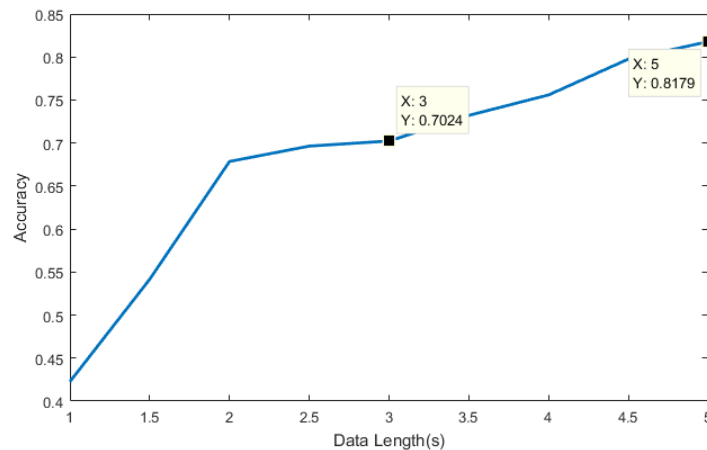


Ilustración 57. Accuracy del método Análisis de Correlaciones Canónicas con información individual de entrenamiento sobre la prueba 2.

4.4 Resultados en codificación mixta de fase y frecuencia

En este apartado se ha analizado los resultados obtenidos con todos los métodos introducidos en la sección anterior para estímulos codificados tanto en frecuencia como en fase. Lo que se plantea en este apartado es emular los buenos resultados que han obtenido en (Chen et al., 2015a; NAKANISHI et al., 2014) con este tipo de codificación. Cómo se ha explicado anteriormente, lo que se busca es maximizar la detección de señal SSVEP mediante la codificación de estímulos con fases que minimicen las correlaciones entre los estímulos. De esta forma podremos maximizar el “accuracy de los sistemas BCI”.

Los parámetros con los que se han realizado esta comparación han sido los siguientes:

- Uso de 5 frecuencias armónicas para CCA.
- Filtrado de 6 a 80Hz si no hay análisis con banco de filtros.
- En el procesamiento con banco de filtros, uso de 7 filtros tipo M3 (ver sección 3.4.5) con pasos del ancho de banda de los estímulos SSVEP (8Hz en ambas bases de datos porque el rango de estimulación es de 8Hz a 15Hz).
- Las detecciones en la base de datos de (Wang et al., 2017) son sobre 40 estímulos mientras que en nuestra base de datos las detecciones son sobre 8 estímulos.
- Se ha utilizado la técnica de “leave one out” para obtener la información de entrenamiento.

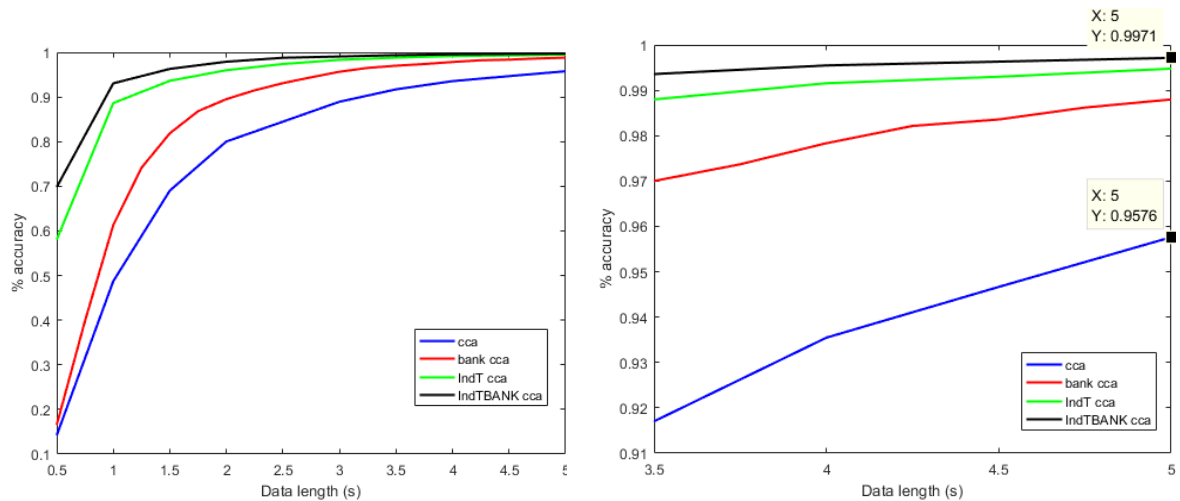


Ilustración 58, Ilustración 59. Resultados con CCA, FBCCA, Individual Training Data CCA E individual Training Data With Filter Bank CCA para la base de datos de (Wang et al., 2017). La imagen de la derecha es un zoom sobre los resultados para observar con mayor claridad las diferencias de los resultados con diferentes métodos.

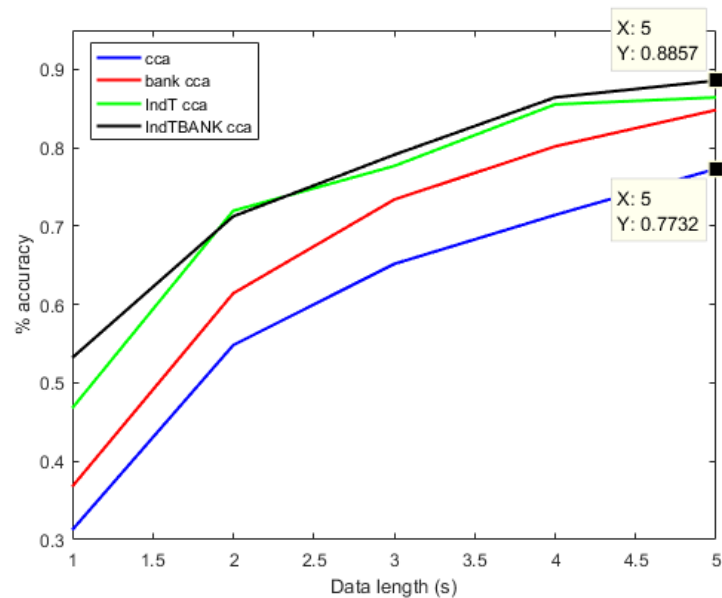


Ilustración 60. Resultados con CCA, FBCCA, Individual Training Data CCA E individual Training Data With Filter Bank CCA para la prueba 1 de nuestra base de datos.

Por último, se ha querido analizar un sistema lo más real posible. En el que primero se realiza una fase de training (prueba 1) para luego analizar los datos utilizando la información de training y detección de las mejores frecuencias (prueba 3). Se debe aclarar que las señales que se utilizan como entrenamiento que forman parte de la prueba 1 se han tenido que desfazar (de forma cíclica) para que las fases, tanto de entrenamiento como de test, coincidan. Los resultados de este planteamiento son los siguientes:

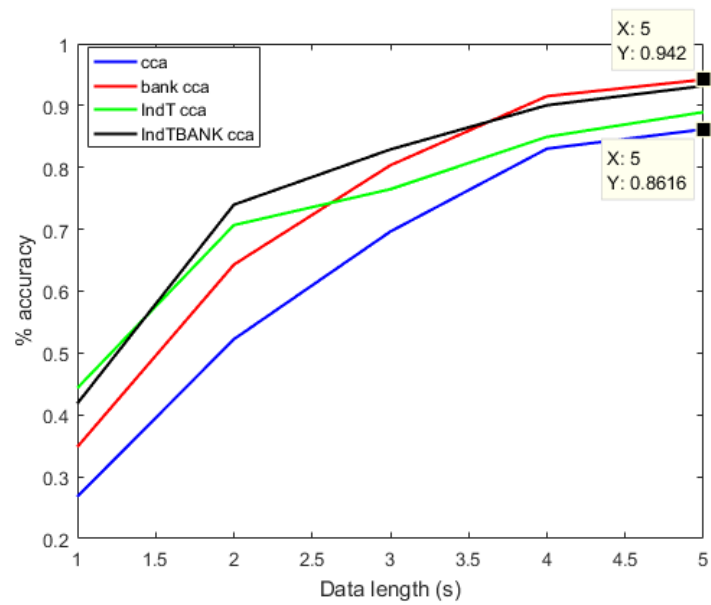


Ilustración 61. Resultados con CCA, FBCCA, Individual Training Data CCA e individual Training Data With Filter Bank CCA para la prueba 2 de nuestra base de datos con información de entrenamiento de la prueba1.

5 Conclusiones y trabajo futuro

5.1 Conclusiones

En el presente trabajo se ha realizado un estudio exhaustivo sobre BCIs basados en la señal SSVEP que puede servir como punto de partida para próximos estudios sobre BCI, gracias al estudio del estado del arte que se ha realizado. Se han examinado algunas de las formas más modernas y efectivas tanto de estimulación SSVEP como de procesamiento y clasificación de esta señal.

En este trabajo se ha realizado una interfaz cerebro máquina en la que hemos podido conseguir codificar tanto frecuencia como fase en la estimulación. Cabe destacar de este sistema dos cosas que son diferentes a los parámetros habituales de los sistemas BCI basados en SSVEP y acentúan el carácter innovador de este proyecto; el primero el bloque de estimulación LED y el segundo la grabación EEG con electrodos secos. Debemos recordar que el utilizar electrodos secos añade cierta dificultad a la hora de tener resultados óptimos ya que son sistemas que ofrecen una calidad de señal más ruidosa. Sin embargo, tras las pruebas realizadas a un conjunto de voluntarios formado por 14 personas de edades entre los 20 y los 30 años, podemos afirmar que hemos podido reproducir un sistema BCI del cual hemos demostrado tener una eficacia cercana a estudios previos. Es importante recalcar que estas pruebas formarán parte de una base de datos que puede ser muy útil para futuros trabajos sobre SSVEP con codificación en fase y en frecuencia.

En primer lugar, podemos determinar tras este trabajo es que los sistemas de detección mediante correlaciones canónicas son, con diferencia, más efectivos que los resultados obtenidos por sistemas de detección mediante transformadas de Fourier de un solo canal o diferencia de canales. Estos sistemas ofrecen niveles de detección considerables sin necesidad de una fase previa de entrenamiento del sistema ni un alto grado de preprocesamiento de señal.

En segundo lugar, entendemos que la correcta detección de la fase en señales SSVEP puede ser muy interesante por dos motivos. En primer lugar, nos puede ayudar a codificar un mayor número de estímulos, y en segundo lugar ha quedado demostrado que una codificación mixta tanto de frecuencia como de fase ayuda a tener unos mayores niveles de detección.

En tercer lugar, se ha demostrado que los métodos de detección utilizados han resultado ser muy eficaces en la detección SSVEP tanto de fase como frecuencia. Un sistema combinado de banco de filtros junto con correlaciones canónicas y medias de señales de entrenamiento han logran tener unos niveles de detección muy interesantes.

Por último, también hemos demostrado que sistemas conjuntos de; adaptación al usuario de electrodos y frecuencias, sistemas de estimulación mixta de fase y frecuencia, y algoritmos de detección CCA con bancos de filtros e información de entrenamiento; ha conseguido obtener los resultados más altos a la hora de tener un sistema BCI más fiable.

5.2 Trabajo futuro

Aún queda mucho recorrido por hacer para que las interfaces cerebro máquina puedan ser una realidad en términos de eficacia. Si nos centramos en el estudio de los Steady State Visual Evoked potentials, este trabajo puede servir para continuar la investigación sobre esta señal desde una base sólida y actualizada. Sin embargo, estamos lejos de que los sistemas SSVEPs, aun siendo los sistemas BCI que mejores prestaciones ofrecen, sean una alternativa a otros sistemas de comunicación con la computadora.

Si hablamos de realizar un sistema que pueda usarse por una persona con problemas de discapacidad, habría que integrar los sistemas de detección y de estimulación en un interfaz completo del cual el grupo de Neurocomputación tiene varios prototipos. Sólo tendría que adaptar los algoritmos desarrollados en estos sistemas.

Es importante no quedarnos sólo en la mejora de fiabilidad en la que se ha centrado este trabajo, sino que es importante aumentar también la tasa de transmisión de información de estos sistemas. De la cual aún estamos lejos de la literatura, no por tener una tasa de fallos más alta que ellos, sino que debemos aumentar la cantidad de estímulos proporcionados por el sujeto a la vez. En nuestro caso sólo hemos trabajado con estímulos 4 LED, pero no sería complicado duplicar esta cifra o multiplicarla por 3.

En un futuro sería interesante trabajar sobre nuevas formas de estimulación. Como podría ser quizás con los sistemas llamados code modulated visual evoked potentials o CVEPS, donde en lugar de tener funciones de estimulación sinusoidales a frecuencias se estimula con señales que codifican un cierto código que pueden estar diseñados de tal forma que se minimice las tasas de errores. Otros métodos de estimulación podrían consistir en una utilización mixta de los P300 con los SSVEPs, y en este contexto se pueden integrar otras herramientas desarrolladas por el grupo de investigación para detectar distintos tipos de potenciales en la señal de EEG (Changoluisa et al., 2017, 2018).

Es necesario seguir avanzando en la adaptación de los BCIs al usuario como se ha demostrado en este proyecto. No debemos olvidar la alta variabilidad de rendimiento en EEG y los SSVEPS entre diferentes personas y este tipo de técnicas pueden ser cruciales para conseguir sistemas más precisos y universales. Además, gracias a la adaptación al usuario se podrá reducir el BCI Illiteracy.

Por último, es importante seguir investigando sobre nuevas formas de detección de señal con algoritmos avanzados de aprendizaje automático que proporcionen mejores resultados que los aquí obtenidos, además de estudiar formas de preprocesamiento de señal tales como filtrado, eliminación de artefactos indeseados o algoritmos de reducción de canales de la señal EEG.

Referencias

- Baillet, S., Mosher, J. C., and Leahy, R. M. (2001). Sylvain Baillet, John C. Mosher, and Richard M. Leahy.
- Ball, T., Kern, M., Mutschler, I., Aertsen, A., and Schulze-Bonhage, A. (2009). Signal quality of simultaneously recorded invasive and non-invasive EEG. *Neuroimage* 46, 708–716. doi:10.1016/j.neuroimage.2009.02.028.
- Bin, G., Gao, X., Yan, Z., Hong, B., and Gao, S. (2009). An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method. *J Neural Eng* 6, 46002. doi:10.1088/1741-2560/6/4/046002.
- Chan, A. T., Quiroz, J. C., Dascalu, S., and Harris, F. C. (2015). An Overview of Brain Computer Interfaces Department of Computer Science and Engineering , University of Nevada , Reno.
- Changoluisa, V., Varona, P., and Rodriguez, F. B. (2017). How to reduce classification error in ERP-based BCI: Maximum relative areas as a feature for p300 detection. in *Lecture Notes in Computer Science*, 486–497. doi:10.1007/978-3-319-59147-6_42.
- Changoluisa, V., Varona, P., and Rodriguez, F. B. (2018). An electrode selection approach in P300-based BCIs to address inter- and intra-subject variability. in *2018 6th International Conference on Brain-Computer Interface (BCI)* (IEEE), 1–4. doi:10.1109/IWW-BCI.2018.8311497.
- Chen, X., Wang, Y., Gao, S., Jung, T. P., and Gao, X. (2015a). Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface. *J. Neural Eng.* 12. doi:10.1088/1741-2560/12/4/046008.
- Chen, X., Wang, Y., Nakanishi, M., Gao, X., Jung, T.-P., and Gao, S. (2015b). High-speed spelling with a noninvasive brain–computer interface. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 112, E6058–E6067. doi:10.1073/pnas.1508080112.
- Choi, I., Rhiu, I., Lee, Y., Yun, M. H., and Nam, C. S. (2017). A systematic review of hybrid brain-computer interfaces: Taxonomy and usability perspectives. *PLoS One* 12, 1–35. doi:10.1371/journal.pone.0176674.
- Diez, P. F., Mut, V., Laciár, E., and Avila, E. (2010). A comparison of monopolar and bipolar EEG recordings for SSVEP detection. *Eng. Med. Biol. Soc. EMBC 2010 Annu. Int. Conf. IEEE 2010*, 5803–5806. doi:10.1109/IEMBS.2010.5627451.
- Edlinger, G., Krausz, G., and Guger, C. (2012). A dry electrode concept for SMR, P300 and SSVEP based BCIs. *2012 ICME Int. Conf. Complex Med. Eng. C. 2012 Proc.*, 186–190. doi:10.1109/ICCME.2012.6275712.
- Fernandez-Vargas, J., Pfaff, H. U., Rodriguez, F. B., and Varona, P. (2013a). Assisted closed-loop optimization of SSVEP-BCI efficiency. *Front. Neural Circuits* 7, Article 27. doi:10.3389/fncir.2013.00027.
- Fernandez-Vargas, J., Pfaff, H. U., Rodríguez, F. B., and Varona, P. (2013b). Assisted closed-loops for brain-computer interfaces. *BMC Neurosci.* 14, P406. doi:10.1186/1471-2202-14-s1-p406.
- Hinterberger, T., Schmidt, S., Neumann, N., Mellinger, J., Blankertz, B., Curio, G., et al. (2004). Brain-Computer Communication and Slow Cortical Potentials. *{IEEE} Trans. Biomed. Eng.* 51, 1011–1018.
- Jia, C., Gao, X., Hong, B., and Gao, S. (2011). Frequency and phase mixed coding in SSVEP-based brain - Computer interface. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 58, 200–206. doi:10.1109/TBME.2010.2068571.

- Lin, Z., Zhang, C., Wu, W., and Gao, X. (2007). Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54, 1172–1176. doi:10.1109/TBME.2006.889197.
- Maestú, F., González-Marqués, J., Marty, G., Nadal, M., Cela-Conde, C., and Ortiz, T. (2005). La magnetoencefalografía: una nueva herramienta para el estudio de los procesos cognitivos básicos. *Psicothema* 17, 459–464.
- McFarland, D. J., and Wolpaw, J. R. (2011). Brain-Computer Interfaces for Communication and Control. *Commun. ACM* 54, 60–66. doi:10.1145/1941487.1941506.
- NAKANISHI, M., WANG, Y., WANG, Y.-T., MITSUKURA, Y., and JUNG, T.-P. (2014). a High-Speed Brain Speller Using Steady-State Visual Evoked Potentials. *Int. J. Neural Syst.* 24, 1450019. doi:10.1142/S0129065714500191.
- Nicolas-Alonso, L. F., and Gomez-Gil, J. (2012). Brain Computer Interfaces, a Review. *Sensors* 12, 1211–1279. doi:10.3390/s120201211.
- Pascarella, A., Todaro, C., Clerc, M., Serre, T., and Piana, M. (2016). Source modeling of ElectroCorticoGraphy (ECoG) data: Stability analysis and spatial filtering. *J. Neurosci. Methods* 263, 134–144. doi:10.1016/j.jneumeth.2016.02.012.
- Rabiul Islam, M., Khademul Islam Molla, M., Nakanishi, M., and Tanaka, T. (2017). Unsupervised frequency-recognition method of SSVEPs using a filter bank implementation of binary subband CCA. *J. Neural Eng.* 14, 026007. doi:10.1088/1741-2552/aa5847.
- Rico Maldonado, J. (2018). Trabajo Fin de Grado. Adaptación Personalizada en Interfaces Cerebro-Máquina Añadiendo Información de Frecuencia y Fase.
- Rodríguez Muñoz, D., and Varona Martínez, P. (2015). Calibración automática y elección de las mejores referencias en interfaces cerebro máquina.
- Ruiz, S., Buyukturkoglu, K., Rana, M., Birbaumer, N., and Sitaram, R. (2014). Real-time fMRI brain computer interfaces: self-regulation of single brain regions to networks. *Biol. Psychol.* 95, 4–20. doi:10.1016/j.biopsycho.2013.04.010.
- Sengelmann, M., Engel, A. K., and Maye, A. (2017). Maximizing Information Transfer in SSVEP-Based Brain-Computer Interfaces. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 64, 381–394. doi:10.1109/TBME.2016.2559527.
- Teplan, M. (2002). Fundamentals of EEG measurement. *Meas. Sci. Rev.* 2, 1–11. doi:10.1021/pr070350l.
- Waldert, S., Pistohl, T., Braun, C., Ball, T., Aertsen, A., and Mehring, C. (2009). Journal of Physiology - Paris A review on directional information in neural signals for brain-machine interfaces. 103, 244–254. doi:10.1016/j.jphysparis.2009.08.007.
- Wang, H., Zhang, Y., Waytowich, N. R., Krusienski, D. J., Zhou, G., Jin, J., et al. (2016). Discriminative Feature Extraction via Multivariate Linear Regression for SSVEP-Based BCI. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 24, 532–541. doi:10.1109/TNSRE.2016.2519350.
- Wang, R., Wu, W., Iramina, K., and Ge, S. (2015). The combination of CCA and PSDA detection methods in a SSVEP-BCI system. *Proc. World Congr. Intell. Control Autom.* 2015–March, 2424–2427. doi:10.1109/WCICA.2014.7053101.
- Wang, Y., Chen, X., Gao, X., and Gao, S. (2017). A Benchmark Dataset for SSVEP-Based Brain – Computer Interfaces. 25, 1746–1752.
- Wolpaw, J. R., Editor, G., Birbaumer, N., Heetderks, W. J., Mcfarland, D. J., Peckham, P. H., et al. (2000). Brain – Computer Interface Technology: A Review of the First International Meeting. 8, 164–173.
- Zephaniah, P. V., and Kim, J. G. (2014). Recent functional near infrared spectroscopy based brain computer interface systems: Developments, applications and challenges. *Biomed. Eng. Lett.* 4, 223–230. doi:10.1007/s13534-014-0156-9.

- Zhang, Y., Zhou, G., Jin, J., Wang, X., and Cichocki, A. (2013). Frequency Recognition in SSVEP-based BCI using Multiset Canonical Correlation Analysis. doi:10.1142/S0129065714500130.
- Zhu, D., Bieger, J., Garcia Molina, G., and Aarts, R. M. (2010). A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs. *Comput. Intell. Neurosci.*, 702357. doi:10.1155/2010/702357.

Glosario

- **API - Application Programming Interface.** La interfaz de programación de aplicaciones es un conjunto de rutinas o funciones que proporciona una capa de abstracción al programador.
- **GNB - Grupo de Neurocomputación Biológica.** Grupo de investigación que pertenece a la escuela politécnica superior de la UAM.
- **SSVEP - Steady State Visual Evoked Potentials.** Señal de control BCI, se trata de oscilaciones de señal EEG a una frecuencia generados con estímulos visuales parpadeantes fijos.
- **PSDA - Power Spectrum Data Analysis.** Procesamiento de señal realizado para la detección de SSVEP mediante transformada de Fourier.
- **CCA - Canonical Correlation Analysis.** Procesamiento de señal realizado para la detección de SSVEP mediante el uso de correlaciones canónicas.
- **FFT- Fast Fourier Transform.** . Transformada rápida de Fourier.
- **PWM - Pulse width modulation.** Modulación por pulsos cuadrados de la que al modificar el ciclo de trabajo de una señal periódica se puede simular señales analógicas en circuitos conversores de Digital a Analógico.
- **Interfaz de usuario.** Medio por el cual el usuario puede comunicarse con una computadora o dispositivo electrónico.
- **Filtros espaciales.** Filtros aplicados a cada uno de los canales de EEG que genera combinaciones lineales entre los mismos.
- **Procesamiento Online de la señal.** Denominamos procesamiento online a aquel procesamiento de información que necesita hacerse en el mismo momento en el obtienes la señal.
- **Procesamiento Offline de la señal.** Denominamos procesamiento online a aquel procesamiento de información que no tiene una necesidad de hacerse en el momento de obtener la señal.
- **BCI Illiteracy.** Fenómeno por el cual una interfaz cerebro máquina no funciona para un porcentaje de sujetos del 15% en SSVEP o en P300.

